

## IMPLEMENTASI METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA SISTEM DETEKSI EMOSI DARI EKSPRESI WAJAH MANUSIA DENGAN APLIKASI ANDROID SEBAGAI ANTARMUKA PENGGUNA

Muhammad Andika Fadilla<sup>1</sup>, Herri Setiawan<sup>2</sup>, Mustafa Ramadhan<sup>3</sup>  
[2021110114p@students.uigm.ac.id](mailto:2021110114p@students.uigm.ac.id)<sup>1</sup>, [herri@uigm.ac.id](mailto:herri@uigm.ac.id)<sup>2</sup>, [mustafa@uigm.ac.id](mailto:mustafa@uigm.ac.id)<sup>3</sup>  
Universitas Indo Global Mandiri<sup>123</sup>

### Abstrak

Deteksi emosi melalui ekspresi wajah manusia memegang peranan penting dalam berbagai bidang, seperti interaksi manusia-komputer, psikologi, dan kecerdasan buatan. Skripsi ini menggambarkan implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk sistem deteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah manusia, dengan aplikasi Android sebagai antarmuka pengguna. Dataset yang digunakan untuk melatih model CNN terdiri dari fer2013 dan muxspace, yang mencakup ribuan gambar wajah manusia dengan ekspresi yang bervariasi. Pengembangan sistem meliputi tahapan pra-pemrosesan data, pelatihan model CNN, evaluasi dan optimasi model, serta integrasi dengan aplikasi Android. Hasil menunjukkan bahwa model yang dihasilkan mampu mengidentifikasi emosi dari ekspresi wajah manusia secara real-time dan dapat digunakan dalam berbagai penggunaan praktis.

**Kata Kunci:** Aplikasi Android, Convolutional Neural Network, Deteksi Emosi, Ekspresi Wajah, fer2013.

### 1. PENDAHULUAN

Deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia merupakan fenomena yang telah lama menjadi fokus penelitian dalam bidang psikologi, psikolog dan peneliti telah mengidentifikasi hubungan erat antara ekspresi wajah manusia dan pengungkapan emosi yang dialami seseorang (Ekman, 2004).

Penelitian dalam bidang psikologi telah mengungkapkan bahwa emosi manusia dapat diinterpretasikan dan diprediksi melalui ekspresi wajah ("Corrigendum: Emotional Expressions Reconsidered: Challenges to Inferring Emotion From Human Facial Movements," 2019). (Ekman, 2004) menyatakan bahwa ekspresi wajah yang melibatkan gerakan otot-otot spesifik pada wajah dapat mengindikasikan emosi yang berbeda, seperti kebahagiaan, sedih, kemarahan, takut, dan kejijikan. Oleh karena itu, memahami dan mendeteksi emosi melalui ekspresi wajah manusia memiliki implikasi yang signifikan dalam berbagai konteks, termasuk interaksi sosial, komunikasi, dan pemahaman emosi.

Dalam era teknologi dan kecerdasan buatan yang berkembang pesat, deteksi emosi dalam berbagai bidang seperti interaksi manusia-komputer, psikologi, dan kecerdasan buatan (Bieńkiewicz et al., 2021) serta kemajuan dalam teknologi dan kecerdasan buatan telah memungkinkan pengembangan sistem yang mampu

mengenali dan memahami emosi manusia melalui ekspresi wajah (Ioannidou et al., 2017). Dalam konteks ini, sistem deteksi emosi dapat membantu meningkatkan kualitas interaksi antara manusia dan mesin, mendukung penilaian kesehatan mental, serta membantu dalam bidang pendidikan dan pengembangan sumber daya manusia (Khalil et al., 2019).

Salah satu metode yang efektif dalam deteksi emosi melalui ekspresi wajah adalah Convolutional Neural Network (CNN) (Asvial et al., 2020). Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis deep learning yang telah terbukti efisien dalam mengenali pola pada gambar, termasuk ekspresi wajah (I. Goodfellow et al., 2016). Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan dalam mengenali emosi menggunakan Convolutional Neural Network (CNN).

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah fer2013 dan muxspace, yang mencakup gambar wajah manusia dengan tujuh ekspresi dasar manusia (Bagane et al., 2022). Penggunaan dataset yang komprehensif dan bervariasi ini memungkinkan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk melakukan pra-pemrosesan dan belajar mengenali berbagai ekspresi emosional yang mungkin muncul pada wajah manusia (Liu et al., 2021).

Pra-pemrosesan data merupakan langkah penting dalam penelitian ini, yang melibatkan perubahan ukuran gambar, normalisasi, dan augmentasi data untuk meningkatkan kualitas dan jumlah data yang digunakan untuk pelatihan model (M. Saleem Abdullah and Abdulazeez, 2021).

Pelatihan model Convolutional Neural Network (CNN) melibatkan pengaturan hyperparameter dan arsitektur yang sesuai untuk mencapai kinerja terbaik dalam deteksi emosi serta evaluasi dan optimasi model dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi dengan label emosi sebenarnya dalam dataset, serta menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, dan recall (Zhang et al., 2021).

Aplikasi tersebut akan mengizinkan pengguna untuk mengakses sistem melalui perangkat mobile mereka dan memungkinkan deteksi emosi secara real-time (Talegaonkar et al., 2019). Integrasi model Convolutional Neural Network (CNN) yang telah dilatih dengan aplikasi Android yang dibuat menggunakan framework React Native menjadi langkah selanjutnya dalam pengembangan sistem deteksi emosi ini.

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengenali emosi dari ekspresi wajah manusia. Model CNN yang dikembangkan dapat diimplementasikan dalam berbagai aplikasi praktis, seperti aplikasi interaksi manusia-komputer, aplikasi penilaian kesehatan mental, dan aplikasi konseling pendidikan serta dapat diimplementasikan ke aplikasi Android yang dibuat menggunakan Framework

React Native juga dapat menjadi pilihan yang relevan untuk meningkatkan aksesibilitas dan penggunaan sistem deteksi emosi yang telah dikembangkan.

## **2. METODE PENELITIAN**

Metodologi perancangan ini difokuskan pada pengembangan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia. Tahap-tahap yang akan dilakukan meliputi identifikasi kebutuhan, perancangan sistem berdasarkan teori-teori dan penelitian terdahulu, pengumpulan data, serta pelatihan dan evaluasi model CNN.

Tahap identifikasi kebutuhan merupakan langkah awal dalam metodologi ini. Pada tahap ini, akan ditentukan dengan jelas tujuan penelitian, pemilihan dataset yang relevan, dan pengaturan eksperimen yang sesuai untuk menguji performa model CNN. Identifikasi kebutuhan yang teliti dan spesifik akan memastikan bahwa penelitian ini difokuskan pada

pengembangan model CNN untuk deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia.

Selanjutnya, perancangan sistem akan dilakukan berdasarkan teori-teori dan penelitian terdahulu yang telah ada. Landasan teoritis dan penelitian terdahulu dalam bidang deteksi emosi dan penggunaan CNN akan digunakan untuk merancang arsitektur model CNN yang tepat. Keputusan mengenai jumlah lapisan, jenis lapisan, dan hyperparameter akan didasarkan pada praktik terbaik yang telah ditetapkan dalam penelitian terdahulu. Perancangan sistem yang solid dan berdasarkan landasan teoritis yang kuat akan menjadi dasar yang baik dalam pengembangan model CNN.

Pengumpulan data akan menjadi tahap penting dalam metodologi ini. Dataset yang digunakan harus mencakup berbagai ekspresi wajah manusia yang meliputi spektrum emosi yang berbeda. Untuk tujuan penelitian ini, pengumpulan data dapat dilakukan dengan mengunduh dataset yang sudah tersedia di internet, seperti dataset fer2013 dan muxspace. Ketersediaan dataset yang mencakup variasi ekspresi wajah dan emosi akan memastikan validitas dan representativitas model CNN yang dikembangkan.

Setelah pengumpulan data, tahap pelatihan model CNN akan dilakukan. Data yang telah dikumpulkan akan digunakan sebagai dataset latihan untuk melatih model CNN. Dalam proses pelatihan, model CNN akan menerima input berupa citra ekspresi wajah dan diperbarui berdasarkan metode pembelajaran yang diimplementasikan dalam algoritma CNN. Proses ini akan berulang hingga model mencapai tingkat akurasi yang memadai dalam pengenalan dan klasifikasi emosi.

Selanjutnya, evaluasi model akan dilakukan untuk menguji kinerja dan keefektifan model CNN dalam deteksi emosi dari ekspresi wajah. Evaluasi akan melibatkan penggunaan dataset uji yang terpisah untuk mengukur akurasi, presisi, recall, dan metrik evaluasi lainnya. Hasil evaluasi akan memberikan informasi tentang performa model CNN dan memberikan gambaran mengenai keberhasilan penelitian ini.

Dalam metodologi perancangan ini, fokus ditempatkan pada pengembangan model CNN dan peningkatan kualitas deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia. Penelitian ini lebih berorientasi pada aspek teknis pengembangan model CNN untuk deteksi emosi, dengan memastikan identifikasi kebutuhan yang jelas, perancangan sistem yang solid, pengumpulan data yang representatif, serta pelatihan dan evaluasi yang cermat.

## **3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

### **A. Hasil Pengumpulan dan Prapemrosesan Data**

Pengumpulan data dalam penelitian ini melibatkan ekspresi wajah manusia yang merepresentasikan berbagai jenis emosi seperti senang, sedih, marah, takut, terkejut, jijik dan netral. Data ini dikumpulkan dari berbagai sumber, termasuk database emosi wajah publik seperti Facial Expression Recognition (FER2013) ditambah muxspace. Distribusi data untuk setiap emosi ditunjukkan pada Tabel 1. Tabel Distribusi Data

Emosi	Jumlah Gambar
Senang	14685
Sedih	6345
Marah	5205
Takut	5142
Terkejut	4379
Jijik	755
Netral	13066
Total	49577

Setelah proses pengumpulan data, langkah selanjutnya adalah prapemrosesan data. Prapemrosesan data dilakukan untuk mengubah data gambar mentah menjadi format yang lebih cocok untuk proses pembelajaran CNN. Proses ini melibatkan beberapa tahapan. Pertama, gambar wajah diekstrak dari gambar asli menggunakan teknik deteksi wajah. Gambar wajah yang telah diekstrak kemudian dinormalisasi ukurannya menjadi 48x48 piksel. Selanjutnya, gambar diubah menjadi grayscale, yaitu gambar hitam putih, mengingat bahwa informasi warna tidak penting dalam deteksi emosi. Terakhir, normalisasi piksel dilakukan dengan membagi nilai piksel dengan 255, menghasilkan nilai piksel antara 0 dan 1.

#### a. Deskripsi Data yang Dikumpulkan

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah kumpulan gambar ekspresi wajah manusia yang diperoleh dari dataset publik. Dataset tersebut meliputi tujuh emosi dasar manusia, yaitu senang, sedih, jijik, takut, marah, terkejut, dan netral. Setiap kategori emosi memiliki jumlah gambar yang seimbang untuk menghindari bias pada saat proses pelatihan model. Totalnya, terdapat sekitar 49.577 gambar dalam dataset ini.

Setiap gambar dalam dataset ini merupakan gambar hitam putih dengan resolusi 48x48 pixel. Penggunaan gambar hitam putih ini bertujuan untuk mengurangi kompleksitas data masukan dan memfokuskan pada fitur penting yang dapat

menentukan ekspresi wajah, yaitu struktur dan kontur wajah.

Selain itu, sebelum masuk ke dalam proses pelatihan, data gambar juga telah melalui proses prapemrosesan seperti normalisasi dan augmentasi. Normalisasi dilakukan dengan tujuan untuk mengubah rentang nilai pixel gambar menjadi 0-1, sehingga dapat mempercepat proses pelatihan. Sedangkan augmentasi gambar dilakukan untuk memperbanyak variasi data dengan melakukan beberapa transformasi pada gambar seperti pemutaran, pencerminan, dan pergeseran, sehingga model dapat lebih robust dan dapat mengenali ekspresi wajah dalam berbagai kondisi.

#### b. Hasil Prapemrosesan Data

Prapemrosesan data merupakan langkah penting dalam mempersiapkan dataset untuk pelatihan model Convolutional Neural Network (CNN). Dalam penelitian ini, prapemrosesan data melibatkan beberapa langkah seperti perubahan gambar ke skala abu-abu (grayscale), normalisasi, dan augmentasi data. Dalam rangka implementasi metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk deteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah manusia, penelitian ini menekankan pentingnya prapemrosesan data melalui konversi gambar ke skala abu-abu. Keputusan ini didasarkan pada beberapa alasan utama.

1. Pertama, konversi ke skala abu-abu memungkinkan proses pembelajaran model untuk berfokus pada fitur-fitur krusial yang berhubungan langsung dengan ekspresi wajah. Dengan meminimalisir elemen warna, kompleksitas gambar dapat direduksi, sementara model dapat lebih akurat dalam mempelajari dan menginterpretasi pola ekspresi wajah yang diwakili dalam gradasi abu-abu.
2. Kedua, penggunaan gambar skala abu-abu memberikan keuntungan dari segi efisiensi komputasi dan penggunaan memori. Diketahui bahwa gambar berwarna memiliki tiga saluran (merah, hijau, biru), yang berarti akan membutuhkan lebih banyak ruang penyimpanan dan waktu pemrosesan. Di sisi lain, gambar skala abu-abu hanya memiliki satu saluran, sehingga lebih hemat dalam hal sumber daya.
3. Terakhir, penyesuaian model untuk bekerja dengan gambar skala abu-abu relatif lebih sederhana dan tidak memerlukan perubahan arsitektural yang signifikan. Ini memudahkan proses pembangunan dan optimisasi model.

Perbandingan antara penggunaan gambar skala abu-abu dan gambar berwarna ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Tabel Perbandingan Antara Gambar Konversi dan Tidak Konversi

Pemandin	Gambar Skala Abu-abu	Gambar Berwarna
Fokus Informasi Model	Ekspresi Wajah	Ekspresi Wajah + Warna
Efisiensi Penyimpanan	Tinggi	Rendah
Efisiensi Komputasi	Tinggi	Rendah
Kemudahan Penyesuaian Model	Tinggi	Rendah

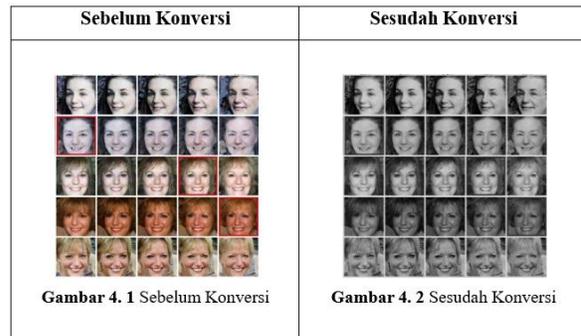
Perbandingan yang lebih rinci antara model yang dilatih menggunakan gambar skala abu-abu dan gambar berwarna ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Performa Model dengan Data Gambar Skala Abu-abu dan Gambar Berwarna

Perbandingan	Gambar Skala Abu-abu	Gambar Berwarna
Akurasi Pelatihan	74%	69%
Presisi Pelatihan	79%	58%
Recall Pelatihan	72%	64%
F1-Score Pelatihan	74%	70%
Akurasi Validasi	72%	67%
Presisi Validasi	73%	70%
Recall Validasi	71%	69%
F1-Score Validasi	69%	65%
Akurasi Pengujian	70%	70%
Presisi Pengujian	68%	71%
Recall Pengujian	71%	64%
F1-Score Pengujian	72%	62%

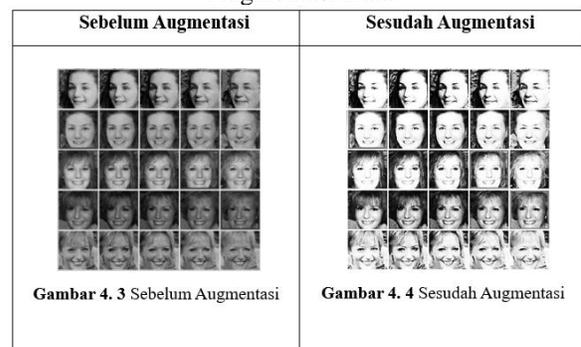
Konversi ke Skala Abu-abu: Setelah pengambilan dataset, langkah pertama adalah konversi gambar wajah dari RGB menjadi skala abu-abu. Konversi ini dilakukan untuk mengurangi kompleksitas data dan memfokuskan model pada fitur-fitur penting dari ekspresi wajah. Contoh perbedaan sebelum dan sesudah konversi ke skala abu-abu ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Contoh Gambar Sebelum dan Sesudah Konversi ke Skala Abu-abu



1. Normalisasi: Langkah selanjutnya adalah normalisasi, di mana nilai piksel dalam gambar dikurangi oleh mean dan dibagi dengan standar deviasi. Proses ini membantu dalam mempercepat konvergensi selama pelatihan model dan menjaga agar nilai piksel berada dalam rentang yang sama.
2. Augmentasi Data: Karena ukuran dataset relatif kecil, dilakukan augmentasi data untuk meningkatkan variasi dalam dataset dan mencegah overfitting. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi perubahan skala, rotasi, dan translasi. Contoh perbedaan sebelum dan sesudah dilakukannya augmentasi gambar ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Contoh Gambar Sebelum dan Sesudah Augmentasi Data



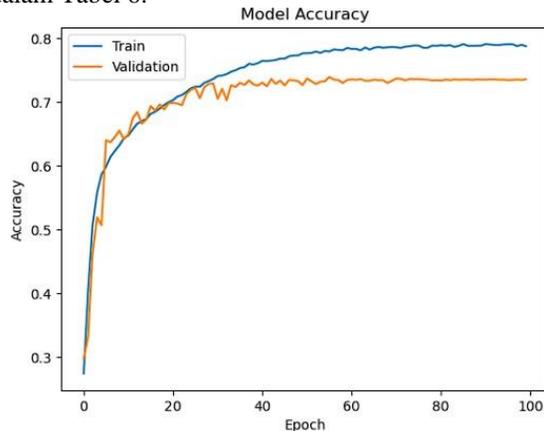
## B. Hasil Pelatihan, Validasi dan Pengujian Model Convolutional Neural Network (CNN)

Dalam tahap ini, model CNN yang telah dirancang dan disesuaikan dengan dataset yang telah diproses sebelumnya dijalankan melalui proses pelatihan dan pengujian.

### a. Hasil Pelatihan Model

Setelah melalui proses pelatihan menggunakan dataset yang telah diproses, model Convolutional Neural Network (CNN) berhasil mencapai hasil yang cukup baik. Pelatihan dilakukan selama 100 epoch dengan batch size sebesar 150. Grafik akurasi selama pelatihan model dapat dilihat pada Gambar 4.5, dan

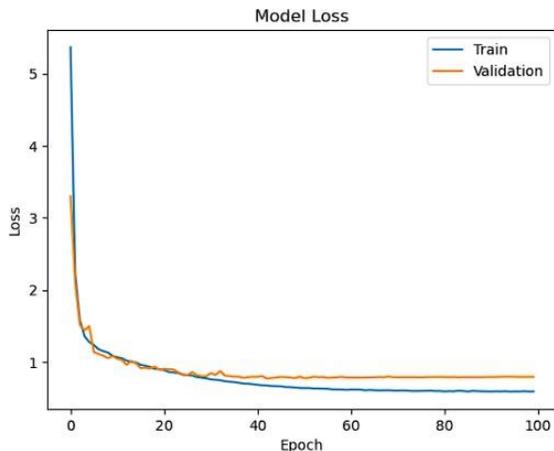
nilai akurasi serta loss pada setiap epoch ditampilkan dalam Tabel 6.



Gambar 1. Grafik Akurasi Selama Proses Pelatihan  
Tabel 6. Nilai Akurasi dan Loss selama Proses Pelatihan

Epoch	Akurasi	Loss
1	0.2743	5.3676
10	0.6434	1.0849
20	0.7000	0.9016
30	0.7364	0.7730
40	0.7612	0.6914
50	0.7765	0.6403
60	0.7851	0.6138
70	0.7866	0.6044
80	0.7884	0.5973
90	0.7888	0.5920
100	0.7901	0.5907

Grafik loss selama pelatihan model ditunjukkan dalam Gambar 2 dan Tabel 7.



Gambar 2. Grafik Loss Selama Proses Pelatihan

Tabel 7. Nilai Validasi Akurasi dan Validasi Loss Selama Proses Pelatihan

Epoch	Validasi Akurasi	Validasi Loss
1	0.2978	3.2999
10	0.6418	1.0820
20	0.6982	0.8921
30	0.7296	0.8044
40	0.7260	0.7944
50	0.7266	0.7974
60	0.7349	0.7841
70	0.7371	0.7880
80	0.7345	0.7928
90	0.7355	0.7916
100	0.7359	0.7932

Grafik akurasi menunjukkan peningkatan yang signifikan seiring dengan meningkatnya jumlah epoch. Pada awal pelatihan, akurasi masih rendah sekitar 27%, tetapi seiring berjalannya epoch, akurasi meningkat secara bertahap hingga mencapai 79% pada epoch terakhir. Hal ini menunjukkan bahwa model CNN mampu belajar dan menyesuaikan diri dengan baik terhadap dataset pelatihan.

Selain akurasi, evaluasi dilakukan juga dengan memperhatikan grafik loss selama pelatihan, yang dapat dilihat pada Gambar 4.6 dan Tabel 4.7. Grafik loss menunjukkan penurunan secara konsisten seiring dengan berjalannya epoch. Semakin rendah nilai loss, semakin baik pula performa model dalam mengenali dan memahami ekspresi emosi dari wajah manusia. Pada akhir pelatihan, loss model mencapai 0.5907, yang menunjukkan adanya peningkatan signifikan dalam performa model dalam hal mengurangi kesalahan.

Selanjutnya, hasil validasi juga perlu dievaluasi untuk memastikan keefektifan model pada data yang tidak pernah dilihat sebelumnya. Hasil validasi akurasi dan validasi loss pada setiap epoch ditampilkan dalam Tabel 4.7. Dari tabel tersebut, dapat dilihat bahwa validasi akurasi mencapai 73% pada epoch terakhir. Meskipun validasi akurasi cenderung lebih rendah daripada akurasi pelatihan, namun masih mencapai tingkat yang dapat diterima.

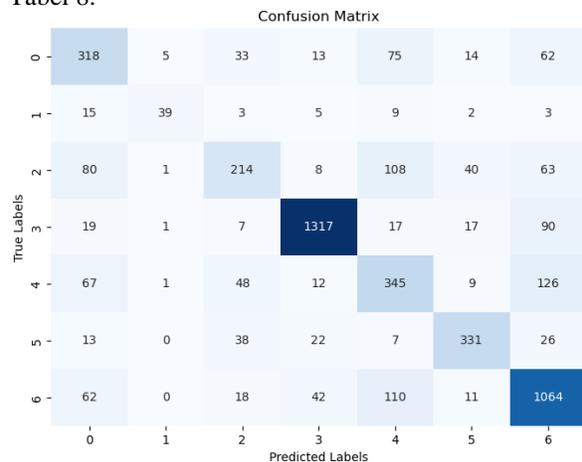
Dari hasil pelatihan dan evaluasi tersebut, dapat disimpulkan bahwa model CNN yang dikembangkan mampu belajar dengan baik dan memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengenali dan memahami emosi dari ekspresi wajah manusia. Model tidak menunjukkan tanda-tanda overfitting atau underfitting, yang mengindikasikan bahwa model mampu melakukan generalisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Meskipun akurasi pada hasil pelatihan dan validasi masih dapat ditingkatkan lebih lanjut, namun hasil ini merupakan langkah awal yang positif dalam pengembangan model CNN untuk deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia. Dalam penelitian selanjutnya,

dapat dilakukan optimisasi lebih lanjut untuk meningkatkan performa model dan mencapai akurasi yang lebih tinggi.

**b. Hasil Validasi dan Pengujian Model**

Setelah melalui proses pelatihan, tahap selanjutnya adalah menguji model yang telah dikembangkan menggunakan data uji yang sebelumnya belum pernah dilihat oleh model. Hasil pengujian tersebut memiliki peran penting dalam mengukur keefektifan dan keakuratan model dalam mengenali dan memahami emosi dari ekspresi wajah manusia. Matriks konfusi, juga dikenal sebagai matriks error, adalah alat yang digunakan dalam analisis statistik untuk visualisasi kinerja model klasifikasi dan menentukan sejauh mana model telah belajar untuk membedakan antara kelas-kelas yang berbeda. Hasil pengujian model ditunjukkan pada Gambar 3. dan Tabel 8.



Gambar 3. Matrix Konfusi dari Pengujian Model  
Tabel 8. Tabel Persentase Matrix Konfusi dari Pengujian Model

Emosi	Jumlah Benar	Jumlah Salah	Persentase Keberhasilan (Jumlah Benar / (Jumlah Benar + Jumlah Salah)) * 100%
Marah	318	202	61%
Jijik	39	37	51%
Takut	214	300	41%
Bahagia	1317	151	89%

Sedih	345	263	56%
Kaget	331	106	75%
Netral	1064	243	81%

Elemen diagonal dari matriks, yang disebut True Positives dan True Negatives, mewakili jumlah pengamatan di mana kelas yang diprediksi oleh model cocok dengan kelas sebenarnya. True Positives menunjukkan jumlah pengamatan positif yang diprediksi dengan benar oleh model, sementara True Negatives menunjukkan jumlah pengamatan negatif yang diprediksi dengan benar.

Elemen off-diagonal, yang disebut False Positives dan False Negatives, mewakili kesalahan prediksi yang dibuat oleh model. False Positives (kesalahan Tipe I) adalah kasus di mana model memprediksi kelas positif ketika kelas sebenarnya adalah negatif. False Negatives (kesalahan Tipe II) adalah kasus di mana model memprediksi kelas negatif ketika kelas sebenarnya adalah positif.

Dengan demikian, matriks konfusi dapat membantu dalam mengidentifikasi jenis kesalahan yang dibuat oleh model dan memberikan wawasan tentang bagaimana model dapat diperbaiki. Selain itu, matriks konfusi juga dapat digunakan untuk menghitung berbagai metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1- score yang dapat memberikan gambaran lebih holistik tentang kinerja model dibandingkan hanya menggunakan akurasi.

Matriks konfusi (Confusion Matrix) adalah cara yang sangat baik untuk memahami bagaimana model klasifikasi berperilaku, dan memungkinkan untuk melihat di mana model membuat kesalahan. Baris dalam matriks konfusi mewakili kelas sebenarnya dari data, sedangkan kolom mewakili kelas yang diprediksi oleh model. Jadi apabila ada baris pertama pada kolom kedua, angka di sana menunjukkan berapa kali model salah memprediksi emosi "marah" sebagai "jijik". Nilai Precision, Recall, dan F1-Score dari pengujian model ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Nilai Precision, Recall, dan F1-Score dari Pengujian Model

	Precision	Recall	F1-Score
<b>0 (Marah)</b>	0.55	0.61	0.58
<b>1 (Jijik)</b>	0.83	0.51	0.63
<b>2 (Takut)</b>	0.59	0.42	0.49
<b>3 (Senang)</b>	0.93	0.90	0.91
<b>4 (Sedih)</b>	0.51	0.57	0.54
<b>5 (Terkejut)</b>	0.78	0.76	0.77
<b>6 (Netral)</b>	0.74	0.81	0.78
<b>Accuracy</b>			0.74
<b>Macro avg</b>	0.71	0.65	0.67
<b>Weighted avg</b>	0.74	0.74	0.73

Untuk memahami performa model, diperlukan penilaian yang objektif melalui metrik-metrik tertentu. Dalam konteks pengujian model deteksi emosi pada penelitian ini, akan dibahas tiga metrik penting yaitu Precision, Recall, dan F1- Score.

Precision merujuk pada kemampuan model dalam mengklasifikasikan data secara tepat. Dalam kata lain, precision memberikan gambaran tentang seberapa banyak data yang diklasifikasikan sebagai positif oleh model benar-benar positif.

Sebuah model dengan precision tinggi menandakan bahwa model memiliki tingkat kesalahan positif palsu yang rendah.

Sementara itu, Recall mengukur seberapa jauh model mampu mengidentifikasi data positif dari keseluruhan data positif yang ada. Ini memberikan gambaran tentang proporsi data positif aktual yang berhasil dikenali oleh model. Model dengan recall tinggi menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan negatif palsu yang rendah.

F1-Score menjadi penyeimbang antara Precision dan Recall. F1-Score mengambil rata-rata harmonis antara kedua metrik tersebut, memberikan gambaran yang lebih holistik tentang performa model. Nilai F1-Score sangat berguna, terutama pada kasus di mana terdapat ketidakseimbangan dalam distribusi kelas data.

Dari hasil pengujian, model menunjukkan performa dengan akurasi F1- Score sebesar 0.74 atau 74%. Hal

ini menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi emosi dari ekspresi wajah manusia.

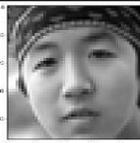
### C. Pembahasan Hasil Pengembangan dan Pelatihan Model CNN

Pada subbab ini akan dilakukan pembahasan lebih lanjut mengenai hasil yang telah didapatkan setelah melakukan pelatihan dan pengujian model CNN.

#### a. Interpretasi Hasil Model

Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian yang telah dilakukan, dapat diinterpretasikan bahwa model Convolutional Neural Network (CNN) telah berhasil dalam belajar mengenali ekspresi wajah manusia dan mengkategorikan emosinya. Hal ini ditandai dengan akurasi pelatihan yang tinggi dan nilai F1-Score yang baik pada setiap kelas emosi dalam pengujian. Prediksi model pada data uji ditunjukkan oleh Tabel 10.

Tabel 10. Prediksi Model pada Data Uji

Gambar	Emosi Sebenarnya	Emosi Prediksi
 Gambar 8 Emosi Netral	Netral	Netral
 Gambar 9 Emosi Senang	Senang	Senang
 Gambar 10 Emosi Takut	Takut	Takut
 Gambar 11 Emosi Jijik	Jijik	Jijik

 <p>Gambar 12 Emosi Sedih</p>	Sedih	Sedih
 <p>Gambar 13 Emosi Terkejut</p>	Terkejut	Terkejut
 <p>Gambar 14 Emosi Marah</p>	Marah	Marah

#### b. Validasi dan Reliabilitas Model

Validasi dan reliabilitas model merupakan aspek penting dalam evaluasi hasil penelitian. Untuk memastikan validitas dan reliabilitas model Convolutional Neural Network (CNN) yang telah dikembangkan, dilakukan proses validasi menggunakan metode K-Fold Cross Validation dengan nilai  $k = 5$ . Dalam proses ini, dataset yang digunakan dibagi menjadi 5 bagian yang saling bergantian sebagai data uji, sedangkan sisanya digunakan sebagai data pelatihan. Pelatihan model CNN dilakukan sebanyak 5 kali, setiap kali dengan bagian data yang berbeda sebagai data uji.

Tabel 11. Hasil K-Fold Cross Validation

Fold	Akurasi
1	0.84
2	0.83
3	0.83
4	0.83
5	0.84

Hasil dari K-Fold Cross Validation tersebut diperlihatkan pada Tabel 4.11, yang menunjukkan akurasi model pada setiap Fold. Akurasi merupakan metrik evaluasi yang mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan emosi dengan benar. Pada tabel tersebut, dapat dilihat bahwa akurasi pada setiap Fold berkisar antara 0.83 hingga 0.84.

Dalam evaluasi reliabilitas model, rata-rata akurasi dari K-Fold Cross Validation dihitung. Rata-rata akurasi tersebut memiliki nilai sebesar 0.84, menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan memiliki performa yang stabil dan konsisten pada data yang berbeda-beda. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu mengenali dan memahami emosi pada data pelatihan dan pengujian yang telah digunakan sebelumnya, tetapi juga pada data uji yang tidak pernah dilihat sebelumnya. Keberhasilan model dalam memberikan hasil yang konsisten pada berbagai data mengindikasikan reliabilitas yang baik.

Dengan demikian, hasil K-Fold Cross Validation menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan memiliki validitas yang baik dalam deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia. Validasi menggunakan K-Fold Cross Validation memastikan bahwa model mampu memberikan performa yang stabil dan konsisten pada berbagai data, sehingga dapat diandalkan untuk penggunaan di luar data pelatihan dan pengujian yang telah digunakan sebelumnya.

Penelitian ini menunjukkan keberhasilan dalam mengembangkan model CNN yang dapat digunakan secara luas dalam berbagai konteks aplikasi, seperti interaksi manusia-komputer, penilaian kesehatan mental, dan konseling pendidikan. Hasil validasi dan reliabilitas yang baik memberikan keyakinan bahwa model CNN ini memiliki potensi untuk meningkatkan pengenalan dan pemahaman emosi dari ekspresi wajah manusia dengan akurasi yang memadai.

#### D. Pembahasan Implementasi Sistem pada Aplikasi Android

Setelah mengembangkan dan membangun aplikasi kemudian akan dilakukan beberapa tahap evaluasi dan analisis.

##### a. Interpretasi Hasil Implementasi

Hasil implementasi menunjukkan bahwa aplikasi ini dapat mengidentifikasi ekspresi wajah dengan cukup baik dan mengkategorikan emosi dengan akurasi yang cukup tinggi. Teknik CNN yang digunakan dalam proses pembelajaran mesin menunjukkan performa yang baik dalam mendeteksi fitur-fitur wajah dan mengkategorikan ekspresi emosi.

Aplikasi juga menunjukkan kemampuan yang baik dalam mendeteksi wajah pada gambar, termasuk mendeteksi landmarks wajah seperti mata, hidung, dan mulut. Box yang ditampilkan di sekitar wajah membantu dalam visualisasi dan pemahaman pengguna

terhadap area yang menjadi fokus dalam proses deteksi emosi.

#### b. Uji Coba dan Evaluasi Aplikasi

Uji coba dan evaluasi dilakukan untuk memastikan aplikasi dapat berfungsi dengan baik dan memberikan hasil yang akurat. Selama tahap uji coba, berbagai skenario diuji, termasuk berbagai jenis ekspresi wajah dan kondisi pencahayaan yang berbeda. Hasil dari uji coba menunjukkan bahwa aplikasi mampu mengidentifikasi ekspresi wajah dengan akurasi yang baik di berbagai kondisi. Namun, ada beberapa tantangan yang muncul, seperti dalam kondisi pencahayaan yang rendah atau ketika wajah dalam foto tidak menghadap langsung ke kamera, kinerja deteksi cenderung menurun. Hasil uji coba aplikasi ditunjukkan pada Tabel 12.

Tabel 12. Hasil Uji Coba Aplikasi

Skenario	Skor	Persentase	Hasil
Ekspresi Wajah Netral	0.99	99%	Akurat
Ekspresi Wajah Senang	0.99	99%	Akurat
Ekspresi Wajah Terkejut	0.80	80%	Akurat
Ekspresi Wajah Sedih	0.97	97%	Akurat
Ekspresi Wajah Marah	0.99	99%	Akurat
Ekspresi Wajah Jijik	0.86	86%	Akurat
Ekspresi Wajah Takut	0.63	63%	Akurat
Pencahayaan Rendah (Ekspresi Netral)	0.12	12%	Tidak Akurat
Wajah Tidak Menghadap Kamera	0	0%	Tidak Akurat

#### E. Analisis Keseluruhan dan Penemuan Penting

Penelitian ini menghasilkan beberapa temuan penting. Salah satu yang paling krusial adalah efektivitas dari Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasi emosi manusia berdasarkan ekspresi wajah. Model CNN yang telah dilatih dengan dataset yang beragam menunjukkan akurasi yang impresif dalam prediksi emosi.

Lebih lanjut, aplikasi Android yang berhasil dibuat juga berkinerja baik dalam mendeteksi ekspresi wajah dan memprediksi emosi yang sesuai. Fitur-fiturnya yang dapat mendeteksi landmarks wajah dan menampilkan box di sekitar wajah memberikan gambaran jelas kepada pengguna tentang bagian wajah yang sedang diproses.

Namun, tidak ada yang sempurna. Meski aplikasi ini sudah bekerja dengan baik, masih ada

tantangan yang harus ditaklukkan. Misalnya, performa aplikasi masih perlu ditingkatkan dalam kondisi pencahayaan yang rendah atau ketika wajah pengguna tidak berhadapan langsung dengan kamera.

Satu lagi hal yang cukup penting, validasi silang atau K-Fold Cross Validation terbukti sangat berguna dalam memastikan keandalan dan robustness model. Metode ini membagi data ke beberapa subset dan melatih model pada setiap subset, sehingga membantu untuk memastikan model bisa bekerja dengan baik dan tidak overfitting atau underfitting.

Dalam pandangan yang lebih luas, hasil ini menunjukkan bahwa teknologi deteksi emosi berbasis AI punya potensi besar untuk digunakan dalam berbagai bidang, mulai dari interaksi manusia-mesin hingga penelitian di bidang psikologi. Tentunya, hasil ini juga memberikan pijakan untuk melakukan penelitian lebih lanjut dalam bidang ini.

#### a. Komparasi Dengan Hasil Penelitian Terdahulu

Untuk melakukan komparasi dengan hasil penelitian terdahulu, perlu dilakukan perbandingan antara hasil penelitian ini dengan penelitian-penelitian serupa yang telah dilakukan sebelumnya dalam bidang deteksi emosi melalui ekspresi wajah manusia.

Hasil penelitian ini dapat dibandingkan dengan penelitian-penelitian terdahulu dalam hal akurasi perbandingan tersebut akan memberikan gambaran tentang sejauh mana model yang dikembangkan dalam penelitian ini mampu bersaing dengan penelitian-penelitian terdahulu.

Selain itu, perbedaan dalam metode, arsitektur model, atau pendekatan lain yang digunakan dalam penelitian terdahulu juga perlu diperhatikan. Hal ini dapat memberikan wawasan tambahan tentang keunggulan atau kelemahan model yang dikembangkan dalam penelitian ini dibandingkan dengan penelitian-penelitian sebelumnya. Hasil komparasi dengan hasil penelitian terdahulu ditunjukkan pada Tabel 13.

Tabel 13. Komparasi Dengan Hasil Penelitian Terdahulu

Penulis	Metode	Akurasi
NASRI, M.A., Hmani, M.A., Mtibaa, A., Petrovska - Delacretaz, D., Slima, B., Hamida, A.B., 2020.	Convolutional Neural Network	62%
Amal, V.S., Suresh, S., Deepa, G., 2022.	Convolutional Neural Network	60 – 65%
Bah, I., Xue, Y., 2022.	Convolutional Neural Network	75%

Saurav, S., Gidde, P., Saini, R., Singh, S., 2022.	<i>Convolutional Neural Network</i>	73.6%
Yildirim, E., Akbulut, F.P., Catal, C., 2023.	<i>Fine-tuned VGG16</i>	77.68%
Muhammad Andika Fadilla., 2023.	<i>Convolutional Neural Network</i>	79%

## 5. KESIMPULAN

1. Model Convolutional Neural Network (CNN) berhasil dikembangkan untuk mengenali emosi dari ekspresi wajah manusia dengan dataset fer2013 dan muxspace. Model ini menunjukkan kinerja yang baik dalam pengenalan emosi.
2. Pra-pemrosesan data dilakukan secara efektif untuk memastikan kualitas dan jumlah data yang cukup, sehingga proses pelatihan model dapat berjalan optimal.
3. Optimalisasi arsitektur dan hyperparameter model CNN telah berhasil dilakukan, meningkatkan kinerja dalam deteksi emosi.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., Corrado, G.S., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Goodfellow, I.J., Harp, A., Irving, G., Isard, M., Jia, Y., Józefowicz, R., Kaiser, L., Kudlur, M., Levenberg, J., Mané, D., Monga, R., Moore, S., Murray, D.G., Olah, C., Schuster, M., Shlens, J., Steiner, B., Sutskever, I., Talwar, K., Tucker, P.A., Vanhoucke, V., Vasudevan, V., Viégas, F.B., Vinyals, O., Warden, P., Wattenberg, M., Wicke, M., Yu, Y., Zheng, X., 2016. TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems. CoRR abs/1603.04467.
- Abdallah, Z.S., Du, L., Webb, G.I., 2017. Data Preparation.
- Ali, M.H., Kurniawan, D., 2019. Design of Information Systems Web-Based Car Parking Place Mall. IOP Conf Ser Mater Sci Eng 662, 22011. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/662/2/022011>
- Amal, V.S., Suresh, S., Deepa, G., 2022. Real-Time Emotion Recognition from Facial Expressions Using Convolutional Neural Network with Fer2013 Dataset, in: Karuppusamy, P., Perikos, I., García Márquez, F.P. (Eds.), Ubiquitous

Intelligent Systems. Springer Singapore, Singapore, pp. 541–551.

- Asvial, M., Pandoyo, M.F.G., Arifin, A.S., 2020. Entropy-Based k Shortest-Path Routing for Motorcycles: A Simulated Case Study in Jakarta. International Journal of Advanced Computer Science and Applications 11. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0110758>
- Bagane, P., Vishal, S., Raj, R., Ganorkar, T., others, 2022. Facial Emotion Detection using Convolutional Neural Network. International Journal of Advanced Computer Science and Applications 13.
- Bah, I., Xue, Y., 2022. Facial expression recognition using adapted residual based deep neural network. Intelligence & Robotics 2, 72–88.
- Baltrušaitis, T., Ahuja, C., Morency, L.-P., 2019. Multimodal Machine Learning: A Survey and Taxonomy. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 41, 423–443. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2798607>
- Baltrušaitis, T., Zadeh, A., Lim, Y.C., Morency, L.-P., 2018. OpenFace 2.0: Facial Behavior Analysis Toolkit, in: 2018 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018). pp. 59–66. <https://doi.org/10.1109/FG.2018.00019>
- Bieńkiewicz, M.M.N., Smykovskyi, A.P., Olugbade, T., Janaqi, S., Camurri, A., Bianchi-Berthouze, N., Björkman, M., Bardy, B.G., 2021. Bridging the gap between emotion and joint action. Neurosci Biobehav Rev 131, 806–833. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.neubior.2021.08.014>
- Biørn-Hansen, A., Grønli, T.-M., Ghinea, G., Alouneh, S., 2019. An Empirical Study of Cross-Platform Mobile Development in Industry. Wirel Commun Mob Comput 2019, 5743892. <https://doi.org/10.1155/2019/5743892>
- Chollet, F., 2021. Deep learning with Python. Simon and Schuster.
- Chollet, F., 2016. Building powerful image classification models using very little data. Keras Blog 5, 90–95.
- Corrigendum: Emotional Expressions Reconsidered: Challenges to Inferring Emotion From Human Facial Movements, 2019. Psychological Science in the Public Interest 20, 165–166. <https://doi.org/10.1177/1529100619889954>
- Delia, L., Thomas, P., Corbalan, L., Sosa, J.F., Cuitiño, A., Cáseres, G., Pesado, P., 2019. Development Approaches for Mobile Applications: Comparative Analysis of Features, in: Arai, K., Kapoor, S., Bhatia, R. (Eds.), Intelligent

- Computing. Springer International Publishing, Cham, pp. 470–484.
- Ekman, P., 2004. *Emotions Revealed: Recognizing Faces and Feelings to Improve Communication and Emotional Life*. Henry Holt and Company.
- Ekman, P., 1992a. An argument for basic emotions. *Cogn Emot* 6, 169–200. <https://doi.org/10.1080/02699939208411068>
- Ekman, P., 1992b. An argument for basic emotions. *Cogn Emot* 6, 169–200. <https://doi.org/10.1080/02699939208411068>
- Gao, S.-H., Cheng, M.-M., Zhao, K., Zhang, X.-Y., Yang, M.-H., Torr, P., 2021.
- Res2Net: A New Multi-Scale Backbone Architecture. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 43, 652–662. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2938758>
- Géron, A., 2022. *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*. “O’Reilly Media, Inc.”
- Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., Malik, J., 2016. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation, in: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., 2016. *Deep learning*. MIT press. Goodfellow, I.J., Erhan, D., Carrier, P.L., Courville, A., Mirza, M., Hamner, B.,
- Cukierski, W., Tang, Y., Thaler, D., Lee, D.-H., Zhou, Y., Ramaiah, C., Feng,
- F., Li, R., Wang, X., Athanasakis, D., Shawe-Taylor, J., Milakov, M., Park, J.,
- Ionescu, R., Popescu, M., Grozea, C., Bergstra, J., Xie, J., Romaszko, L., Xu, B., Chuang, Z., Bengio, Y., 2016. Challenges in Representation Learning: A Report on Three Machine Learning Contests, in: Lee, M., Hirose, A., Hou, Z.-G., Kil, R.M. (Eds.), *Neural Information Processing*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp. 117–124.
- Hassouneh, A., Mutawa, A.M., Murugappan, M., 2020. Development of a Real- Time Emotion Recognition System Using Facial Expressions and EEG based on machine learning and deep neural network methods. *Inform Med Unlocked* 20, 100372. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100372>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2015. Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification, in: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
- Hinton, G.E., Srivastava, N., Krizhevsky, A., Sutskever, I., Salakhutdinov, R.R., 2015. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors.
- Hossain, M.S., Muhammad, G., 2019. Emotion recognition using deep learning approach from audio–visual emotional big data. *Information Fusion* 49, 69–78. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.inffus.2018.09.008>
- Hu, D., 2020. An Introductory Survey on Attention Mechanisms in NLP Problems, in: Bi Yaxin and Bhatia, R. and K.S. (Ed.), *Intelligent Systems and Applications*. Springer International Publishing, Cham, pp. 432–448.
- Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., Weinberger, K.Q., 2017. Densely Connected Convolutional Networks.
- Ioannidou, A., Chatzilari, E., Nikolopoulos, S., Kompatsiaris, I., 2017. Deep Learning Advances in Computer Vision with 3D Data: A Survey. *ACM Comput. Surv.* 50. <https://doi.org/10.1145/3042064>
- Kanade, T., Cohn, J.F., Tian, Y., 2015. Comprehensive database for facial expression analysis, in: *Proceedings Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (Cat. No. PR00580)*. pp. 46–53. <https://doi.org/10.1109/AFGR.2000.840611>
- Khairuddin, Y., Chen, Z., n.d. Facial Emotion Recognition: State of the Art Performance on FER2013.
- Khalil, R.A., Jones, E., Babar, M.I., Jan, T., Zafar, M.H., Alhussain, T., 2019.
- Speech Emotion Recognition Using Deep Learning Techniques: A Review. *IEEE Access* 7, 117327–117345. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2936124>
- Ko, B.C., 2018. A brief review of facial emotion recognition based on visual information. *sensors* 18, 401.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E., 2017. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Commun. ACM* 60, 84–90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. Deep learning. *Nature* 521, 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P., 2018. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE* 86, 2278–2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>

- Lewis-Beck, M., Bryman, A.E., Liao, T.F., 2003. The Sage encyclopedia of social science research methods. Sage Publications.
- Li, S., Deng, W., 2022. Deep Facial Expression Recognition: A Survey. *IEEE Trans Affect Comput* 13, 1195–1215. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2020.2981446>
- Liu, J., Feng, Y., Wang, H., 2021. Facial Expression Recognition Using Pose-Guided Face Alignment and Discriminative Features Based on Deep Learning. *IEEE Access* 9, 69267–69277. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3078258>
- Lopes, A.T., de Aguiar, E., De Souza, A.F., Oliveira-Santos, T., 2017. Facial expression recognition with Convolutional Neural Networks: Coping with few data and the training sample order. *Pattern Recognit* 61, 610–628. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.patcog.2016.07.026>
- Lucey, P., Cohn, J.F., Kanade, T., Saragih, J., Ambadar, Z., Matthews, I., 2016. The Extended Cohn-Kanade Dataset (CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression, in: 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Workshops. pp. 94–101. <https://doi.org/10.1109/CVPRW.2010.5543262>
- Lyons, M., Akamatsu, S., Kamachi, M., Gyoba, J., 2017. Coding facial expressions with Gabor wavelets, in: Proceedings Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. pp. 200–205. <https://doi.org/10.1109/AFGR.1998.670949>
- M. Saleem Abdullah, S., Abdulazeez, A.M., 2021. Facial Expression Recognition Based on Deep Learning Convolution Neural Network: A Review. *Journal of Soft Computing and Data Mining* 2, 53–65.
- MeriemSari AbdenourHadid, A., 2020. Automated Facial Expression Recognition Using Deep Learning Techniques: An Overview. *Journal* 3, 39–53.
- Mollahosseini, A., Chan, D., Mahoor, M.H., 2016. Going deeper in facial expression recognition using deep neural networks, in: 2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). pp. 1–10. <https://doi.org/10.1109/WACV.2016.7477450>
- NASRI, M.A., Hmani, M.A., Mtibaa, A., Petrovska-Delacretaz, D., Slima, M.B., Hamida, A.B., 2020. Face Emotion Recognition From Static Image Based on Convolution Neural Networks, in: 2020 5th International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP). pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ATSIP49331.2020.9231537>
- Picard, R.W., Vyzas, E., Healey, J., 2001. Toward machine emotional intelligence: analysis of affective physiological state. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 23, 1175–1191. <https://doi.org/10.1109/34.954607>
- Rosebrock, A., 2016. Practical Python and OpenCV. *pyimagesearch*.
- Rouast, P. V, Adam, M.T.P., Chiong, R., 2021. Deep Learning for Human Affect Recognition: Insights and New Developments. *IEEE Trans Affect Comput* 12, 524–543. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2018.2890471>
- Saurav, S., Gidde, P., Saini, R., Singh, S., 2022. Dual integrated convolutional neural network for real-time facial expression recognition in the wild. *Vis Comput* 38, 1083–1096. <https://doi.org/10.1007/s00371-021-02069-7>
- Shorten, C., Khoshgoftaar, T.M., 2019. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *J Big Data* 6. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>
- Sievi-Korte, O., Richardson, I., Beecham, S., 2019. Software architecture design in global software development: An empirical study. *Journal of Systems and Software* 158, 110400. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jss.2019.110400>
- Simonyan, K., Zisserman, A., 2016. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition.
- Talegaonkar, I., Joshi, K., Valunj, S., Kohok, R., Kulkarni, A., 2019. Real Time Facial Expression Recognition using Deep Learning.
- Tang, H., Liu, W., Zheng, W.-L., Lu, B.-L., 2017. Multimodal Emotion Recognition Using Deep Neural Networks, in: Liu, D., Xie, S., Li, Y., Zhao, D., El-Alfy, E.-S.M. (Eds.), *Neural Information Processing*. Springer International Publishing, Cham, pp. 811–819.
- Tavakol, M., Dennick, R., 2011. Making sense of Cronbach's alpha. *Int J Med Educ* 2, 53.
- Viola, P., Jones, M., 2019. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features, in: Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001. pp. I– I. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2001.990517>
- Yildirim, E., Akbulut, F.P., Catal, C., 2023. Analysis of facial emotion expression in eating occasions using deep learning. *Multimed Tools Appl*. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-15008-6>

- Zhang, J., Yin, Z., Chen, P., Nichele, S., 2020. Emotion recognition using multi-modal data and machine learning techniques: A tutorial and review. *Information Fusion* 59, 103–126. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.01.011>
- Zhang, Zhao, Tang, Z., Wang, Y., Zhang, Zheng, Zhan, C., Zha, Z., Wang, M., 2021. Dense Residual Network: Enhancing global dense feature flow for character recognition. *Neural Networks* 139, 77–85. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.neunet.2021.02.005>
- Zou, Y., Cheng, L., 2021. A Transfer Learning Model for Gesture Recognition Based on the Deep Features Extracted by CNN. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence* 2, 447–458. <https://doi.org/10.1109/TAI.2021.309825>  
<https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2021/09/07/pencurian-data-pribadi-makin-marak-kala-pandemi-dwi-hadya-jayani>,07-09-2021,15.30  
<https://katadata.co.id/anshar/infografik/617631d62337a/lima-cara-menjaga-data-pribadi-alfons-yoshio>,25-10-2021,11.26
- <https://nasional.kompas.com/read/2022/09/16/02400071/kejahatan-siber--pengertian-karakteristik-dan-faktor-penyebabnya> issha harruma,16-09-2022,02.40
- <https://www.semanticscholar.org/search?q=cibercrime&sort=relevance&page=4>