

IMPLEMENTASI DETEKSI EKSPRESI WAJAH, USIA, DAN GENDER REAL TIME BERBASIS TENSORFLOW

Mauludy Meilany, Reni Rahmadewi

Teknik Elektro, Universitas Singaperbangsa Karawang

Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat 41361, Indonesia

2110631160012@student.unsika.ac.id

ABSTRAK

Ekspresi wajah mencerminkan perasaan dan komunikasi sosial seseorang, memainkan peran penting dalam komunikasi non-verbal. Penelitian ini menggunakan TensorFlow dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengenali dan mengklasifikasikan tujuh ekspresi dasar wajah manusia serta ekspresi netral. CNN dipilih karena efektivitasnya dalam pengenalan citra wajah. Pemerataan distribusi data dilakukan untuk meningkatkan kinerja model. Model diuji secara real-time menggunakan video guna mengevaluasi akurasi dalam kondisi nyata. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem berbasis deep learning ini mampu mendeteksi ekspresi wajah, usia, dan jenis kelamin dengan akurasi tinggi. Untuk ekspresi "happy", "angry", dan "surprised", akurasi mencapai 98%, meskipun terdapat sedikit perbedaan pada ekspresi "fearful" dan "disgusted" akibat faktor pencahayaan dan kualitas video. Model ini berguna untuk berbagai aplikasi, seperti analisis emosi, penelitian psikologi, dan personalisasi layanan. Penggunaan TensorFlow memungkinkan sistem belajar dari data besar dan beragam, sehingga mengoptimalkan akurasi prediksi. Secara keseluruhan, sistem ini memiliki kinerja yang sangat baik dalam analisis wajah secara real-time dan dapat diandalkan untuk berbagai tujuan, termasuk pemasaran dan interaksi pengguna.

Kata kunci : Ekspresi Wajah, CNN, TersorFlow, Analisis Emosi, Deep Learning, Real-Time

1. PENDAHULUAN

Ekspresi wajah merupakan salah satu bentuk komunikasi non-verbal yang memainkan peran penting dalam interaksi sosial. Kemampuan untuk mengenali ekspresi wajah secara otomatis memiliki berbagai aplikasi, seperti analisis emosi, interaksi manusia-komputer, dan personalisasi layanan dalam berbagai industri. Dalam beberapa tahun terakhir, penelitian dalam bidang ini telah berkembang pesat berkat kemajuan teknologi kecerdasan buatan (AI), khususnya *deep learning*.

Untuk mengembangkan sistem pengenalan ekspresi wajah yang akurat, metode Convolutional Neural Network (CNN) dipilih karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur dari citra secara otomatis. CNN telah terbukti unggul dalam tugas-tugas klasifikasi [1].

Dengan CNN, model dapat belajar langsung dari data mentah tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual, sehingga meningkatkan efisiensi dan akurasi pengenalan ekspresi wajah.

Selain itu, penelitian ini menggunakan TensorFlow sebagai pustaka utama dalam pengembangan model. TensorFlow merupakan *framework deep learning* yang dikembangkan oleh Google dan banyak digunakan dalam penelitian serta industri karena fleksibilitasnya, efisiensi komputasi, serta dukungan yang luas dari komunitas pengembang [1].

Dengan TensorFlow, implementasi CNN menjadi lebih mudah dan dapat dioptimalkan untuk berbagai perangkat, termasuk komputer dan perangkat mobile.

Keunggulan CNN dan TensorFlow dalam menangani data citra dan pengolahan *deep learning* menjadikannya pilihan utama dalam penelitian ini. Dengan memanfaatkan kedua teknologi ini, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model yang mampu mengenali dan mengklasifikasikan tujuh ekspresi dasar wajah manusia (*angry, disgust, fear, happy, neutral, sad dan surprise.*) serta mendeteksi usia dan jenis kelamin secara real-time.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian mengenai pengenalan ekspresi wajah telah banyak dilakukan menggunakan berbagai pendekatan dan algoritma. Tinjauan pustaka ini membahas berbagai konsep dan teknologi yang menjadi dasar dalam pengembangan sistem pengenalan ekspresi wajah berbasis *deep learning*. Beberapa aspek utama yang dikaji meliputi pengolahan citra sebagai teknik dasar dalam pemrosesan gambar digital, Convolutional Neural Network (CNN) sebagai metode yang efektif dalam ekstraksi fitur dari citra, serta TensorFlow sebagai *framework* yang mendukung implementasi model *deep learning*.

2.1. Pengolahan Citra

Pengolahan citra merupakan bidang ilmu yang mempelajari teknik analisis, manipulasi, dan ekstraksi informasi dari gambar digital. Teknik ini digunakan dalam berbagai aplikasi, seperti pengenalan pola, penginderaan jauh, dan deteksi wajah [2].

Berbagai metode pengolahan citra, termasuk transformasi gambar, segmentasi, dan ekstraksi fitur,

telah dikembangkan untuk meningkatkan akurasi sistem berbasis citra [3].

Dalam implementasi sistem berbasis pengolahan citra, teknik pra-pemrosesan seperti normalisasi warna, peningkatan kontras, dan penghapusan noise sering digunakan untuk memastikan kualitas citra yang lebih baik sebelum diekstrak fitur-fiturnya [4].

Selain itu, pengolahan citra dalam kombinasi dengan deep learning telah menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan dalam berbagai tugas klasifikasi dan deteksi objek, tetapi metode berbasis CNN telah mendominasi bidang ini karena kemampuannya dalam memahami fitur tingkat tinggi tanpa perlu intervensi manual dalam ekstraksi fitur [5].

2.2. Convolution Neural Network

CNN merupakan arsitektur jaringan saraf tiruan yang banyak digunakan dalam tugas klasifikasi dan deteksi objek pada gambar. CNN terdiri dari beberapa lapisan konvolusi yang bertugas mengekstraksi fitur dari citra input secara otomatis [6].

CNN telah berhasil diterapkan dalam berbagai aplikasi, termasuk pengenalan wajah, diagnosis medis berbasis gambar, dan kendaraan otonom [7].

Struktur CNN yang terdiri dari lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected memungkinkan model untuk mempelajari pola kompleks dalam citra dengan efisiensi tinggi.

Keunggulan utama CNN dibandingkan dengan metode konvensional adalah kemampuannya dalam melakukan pemrosesan end-to-end tanpa perlu ekstraksi fitur manual. Penggunaan teknik seperti data augmentation, dropout, dan batch normalization semakin meningkatkan kinerja CNN dalam berbagai skenario, termasuk pengenalan ekspresi wajah dalam kondisi pencahayaan yang beragam [8].

2.3. TensorFlow

TensorFlow adalah salah satu pustaka deep learning yang populer dan sering digunakan dalam implementasi model berbasis CNN. Framework ini menawarkan berbagai fitur, seperti eksekusi grafis yang efisien, dukungan multi-GPU, dan kompatibilitas dengan berbagai perangkat keras [9].

Dengan TensorFlow, pengembangan dan implementasi model CNN menjadi lebih mudah serta lebih cepat dalam pengolahan citra real-time [10].

Selain itu, TensorFlow menyediakan berbagai API yang memungkinkan pengembang untuk membangun, melatih, dan mengoptimalkan model deep learning dengan lebih fleksibel. Salah satu fitur unggulannya adalah TensorFlow Lite, yang memungkinkan implementasi model pada perangkat mobile dan embedded system dengan efisiensi tinggi [11].

Dengan adanya TensorFlow Extended (TFX), pengembang juga dapat mengelola pipeline produksi model AI secara lebih terstruktur dan dapat diskalakan [12].

Keunggulan ini menjadikan TensorFlow sebagai salah satu framework utama dalam pengembangan sistem pengenalan ekspresi wajah berbasis AI.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan mengikuti tahap-tahap secara berurutan. Berikut adalah gambaran keseluruhan langkah-langkah penelitian yang dilakukan pada penelitian ini, terdapat pada Gambar 1.



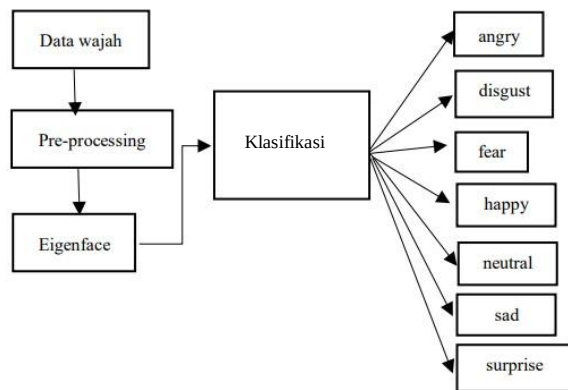
Gambar 1. Metode Penelitian

Pada tahap awal di metode penelitian pada Gambar 1, yang dilakukan adalah persiapan. Persiapan ini meliputi identifikasi masalah dan studi pustaka yang diperlukan sebagai referensi untuk pembuatan aplikasi deteksi objek.

Selanjutnya, dilakukan analisis kebutuhan terkait perangkat keras dan perangkat lunak yang akan digunakan. Selanjutnya, pada tahap pengembangan deteksi objek, dilakukan pengembangan model aplikasi deteksi objek. Tahap ini mencakup pengolahan data, pengembangan arsitektur, dan pelatihan data.

Setelah itu, pada tahap pembuatan aplikasi, dilakukan perancangan aplikasi dan pengkodean. Setelah diperoleh model hasil pelatihan data, model tersebut diterapkan pada aplikasi deteksi objek. Kemudian, aplikasi akan diuji menggunakan test set yang telah disiapkan sebelumnya. Uji coba aplikasi dilakukan pada test dataset. Hasil dari uji coba ini akan memberikan akurasi dari aplikasi deteksi objek.

Tahapan *Facial Expression Recognition* (FER) digunakan untuk proses klasifikasi emosi yang dimulai dari proses deteksi dan akuisisi wajah, pre-processing data, ekstraksi fitur, kemudian klasifikasi emosi pada wajah menggunakan metode tertentu. Pada penelitian ini metode yang diterapkan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). *Class* yang diklasifikasikan yaitu *angry*, *disgust*, *fear*, *happy*, *neutral*, *sad* dan *surprise*.



Gambar 2. Tahap FER

Kode sumber dan model yang digunakan dalam aplikasi Deteksi Ekspresi Wajah, Usia dan Jenis Kelamin diperoleh dari repositori <https://github.com/justadudewhohacks/faceapi.js?tab=readme-ov-file>. Repositori ini mencakup semua file yang diperlukan untuk menjalankan aplikasi, termasuk skrip Python dan model pre-trained untuk deteksi wajah, usia, dan jenis kelamin.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini mengembangkan metode Convolutional Neural Network (CNN) yang terdiri dari dua tahapan utama: proses pelatihan (training) dan deteksi. Proses pelatihan bertujuan untuk membangun model yang akan digunakan sebagai acuan untuk klasifikasi, sementara proses deteksi melibatkan penerapan model pada data uji yang belum pernah digunakan sebelumnya. Dalam perancangan sistem, bahasa pemrograman PHP digunakan bersama dengan library TensorFlow. Pengembangan metode CNN ini memanfaatkan dataset FER-2013. Terdiri dari 35.887 citra wajah dalam format grayscale berukuran 48x48 piksel, yang mewakili 7 ekspresi wajah berbeda. Setiap citra pada dataset ini telah dilabeli dan diklasifikasikan ke dalam 7 kelas ekspresi dengan indeks dari 0 hingga 6.

Tabel 1. Kelas Ekspresi Pada FER2013

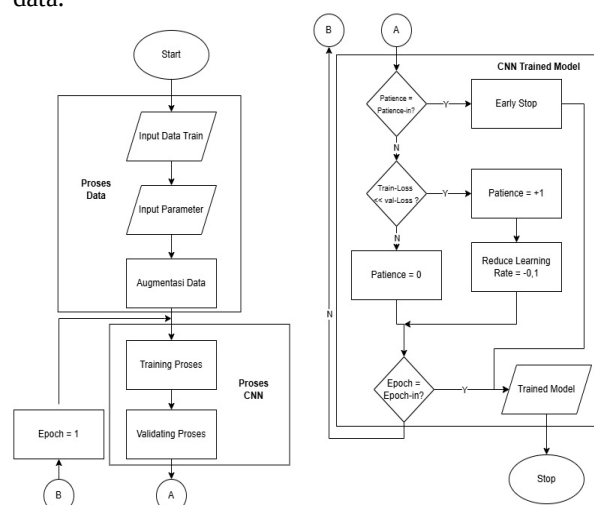
No	Jenis Ekspresi	Jumlah
1	Marah (<i>Angry</i>)	4593
2	Jijik (<i>Disgust</i>)	547
3	Takut (<i>Fear</i>)	5121
4	Bahagia (<i>Happy</i>)	8989
5	Sedih (<i>Sad</i>)	6077
6	Terkejut (<i>Surprise</i>)	4002
7	Netral (<i>Neutral</i>)	6198

Tabel 2 menunjukkan arsitektur CNN yang digunakan untuk proses pelatihan, mengadopsi standar Fully Convolutional Neural Network (FCN) dengan 10 lapisan konvolusi. Arsitektur ini juga mencakup lapisan ReLU, Batch Normalization, Dropout, dan Global Max Pooling. Model ini memiliki sekitar 600.000 parameter yang dilatih. Nilai inisialisasi untuk lapisan Dropout diatur pada 0.5, yang dipilih sebagai titik tengah antara nilai 0 dan 1.

Tabel 2. Arsitektur CNN

Proses	Parameter
Konvolusi Batch Normalization	Filters = 16, Kernel = (7,7), Padding = 1
Konvolusi Batch Normalization Activation Relu	Filters = 16, Kernel = (7,7), Padding = 1
Max Pooling	Pool size = (2,2) padding = 1
Dropout	0,5
Konvolusi Batch Normalization	Filters = 32, Kernel = (5,5), Padding = 1
Konvolusi Batch Normalization Activation Relu	Filters = 32, Kernel = (5,5), Padding = 1
Max Pooling	Pool size = (2,2), padding = 1
Dropout	0,5
Konvolusi Batch Normalization	Filters = 64, Kernel = (3,3), Padding = 1
Konvolusi Batch Normalization Activation Relu	Filters = 64, Kernel = (3,3), Padding = 1
Max Pooling	Pool size = (2,2), padding = 1
Dropout	0,5
Konvolusi Batch Normalization	Filters = 128, Kernel = (3,3), Padding = 1
Konvolusi Batch Normalization Activation Relu	Filters = 128, Kernel = (3,3), Padding = 1
Max Pooling	Pool size = (2,2), padding = 1
Proses	Parameter
Dropout	0,5
Konvolusi Batch Normalization	Filters = 256, Kernel = (3,3), Padding = 1
Konvolusi Global Max Pooling Activation Softmax	Filters = 7, Kernel = (3,3), Padding = 1

Arsitektur diterapkan dalam proses pelatihan sebagaimana ditunjukkan pada alur proses Pada tahap prapemrosesan, dilakukan normalisasi data agar nilai data yang diproses berada dalam rentang -1 hingga 1. Hal ini bertujuan untuk mempercepat proses pemrosesan oleh jaringan saraf (neural network). Dalam persamaan tersebut, nilai x adalah nilai yang telah dinormalisasi, sedangkan p adalah nilai awal dari data.



Gambar 3. Flowchart Proses Training

Selain proses pelatihan, penelitian ini juga melibatkan proses augmentasi data yang mencakup berbagai teknik alterasi citra, seperti pergeseran citra pada sumbu x dan y, rotasi citra, perubahan ukuran citra, serta pembalikan citra secara horizontal. Pada tahap prapemrosesan data, nilai parameter awal seperti batch size, epoch, dan dropout akan ditentukan terlebih dahulu, kemudian disesuaikan lebih lanjut untuk menemukan parameter yang optimal.

Dalam tahap proses CNN, data akan dibagi menjadi dua bagian: 28.704 data untuk proses pelatihan dan 7.184 data untuk proses validasi. Proses ini akan menghasilkan nilai akurasi dan nilai loss, yang selanjutnya dianalisis untuk mencari model dengan akurasi validasi tertinggi dan nilai loss terendah.

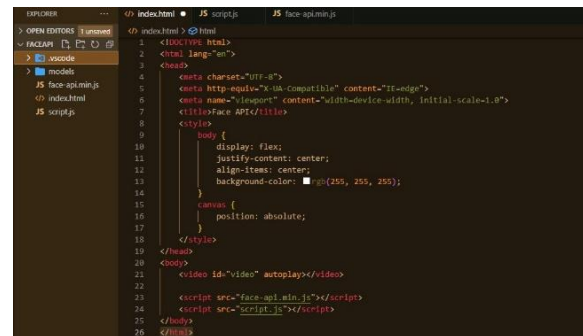
Selama pembentukan model CNN, beberapa tahapan dilakukan untuk mencegah overfitting dan stagnasi, dengan tujuan memperoleh model yang optimal. Salah satu teknik yang digunakan adalah variabel patience, yang menentukan jumlah maksimum epoch yang dijalankan jika tidak ada perubahan signifikan pada nilai loss validasi. Jika nilai patience tercapai, fungsi early stop akan menghentikan proses pelatihan. Selain itu, jika nilai patience mencapai seperempat dari nilai maksimum, fungsi reduce learning rate akan diaktifkan untuk mengurangi nilai learning rate sebesar 0,1 menggunakan optimizer Adam. Proses pelatihan akan dilakukan secara berulang dengan penyesuaian parameter berdasarkan hasil analisis ini.

Pengembangan sistem deteksi ekspresi wajah, usia dan jenis kelamin dalam penelitian ini mengadopsi pendekatan berbasis model pembelajaran mendalam (*deep learning*). Proses ini dimulai dengan pemilihan dan prapemrosesan data, yang mencakup pengumpulan kumpulan data wajah manusia dari berbagai sumber untuk melatih model. Data tersebut diolah untuk memastikan kualitas dan variasi yang cukup, dengan langkah-langkah seperti normalisasi, augmentasi gambar, dan pembagian data menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian.

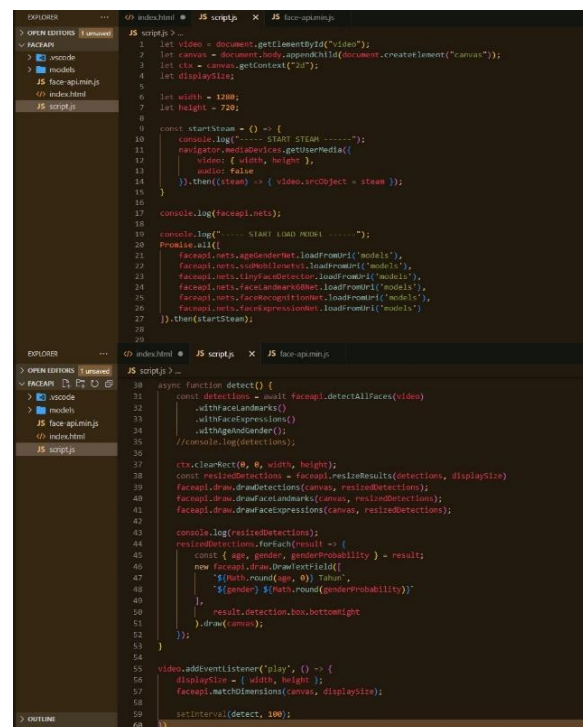
Implementasi dan pengujian sistem dilakukan melalui pengembangan aplikasi yang dapat mengolah gambar atau video secara *real-time* untuk mendeteksi dan menganalisis wajah yang terdeteksi, memberikan estimasi usia dan jenis kelamin. Efektivitas model dinilai berdasarkan metrik seperti akurasi, precision, dan recall yang dihitung dari hasil pengujian model terhadap set data pengujian.

Sistem deteksi ekspresi wajah, usia dan jenis kelamin yang dikembangkan dalam penelitian ini memanfaatkan teknologi pengolahan citra dan algoritma kecerdasan buatan untuk mengidentifikasi karakteristik demografis dari subjek yang terekam dalam video atau gambar. Sistem ini dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python versi 3.11.8 dan framework Open CV untuk pengolahan citra, serta untuk pembuatan *graphical user interface* (GUI). Syntax yang digunakan untuk pengembangan sistem

deteksi ekspresi wajah, usia dan jenis kelamin seperti gambar dibawah ini.



Gambar 4. Syntax Index HTML



Gambar 5. Syntax JavaScript

Syntax ini mempersiapkan lingkungan untuk melakukan deteksi atau pengenalan wajah secara *real-time* menggunakan *library* face-api.js. Elemen video digunakan untuk menampilkan feed video secara langsung (biasanya dari webcam), dan file script.js kemungkinan besar berisi kode JavaScript untuk menginisialisasi face API, memproses feed video, dan melakukan deteksi wajah di dalamnya.

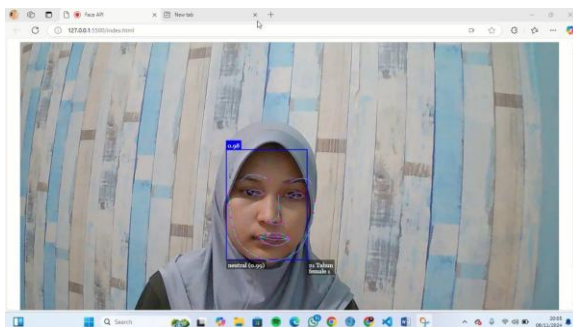
Pada Gambar 5. syntax ini berfungsi untuk membuat sebuah aplikasi deteksi wajah berbasis web yang memanfaatkan webcam untuk menangkap video secara *real-time* dan melakukan analisis langsung pada wajah yang terdeteksi. Aplikasi ini memiliki kemampuan mendeteksi berbagai atribut pada wajah, seperti wajah itu sendiri, usia pengguna, jenis kelamin, ekspresi wajah (misalnya senang, sedih, marah, terkejut), serta titik-titik landmark atau fitur penting pada wajah, seperti posisi mata, hidung, dan mulut. Seluruh hasil deteksi ditampilkan secara langsung

pada layar, memberikan informasi usia dan jenis kelamin yang disertai dengan tingkat probabilitas untuk menunjukkan seberapa akurat prediksi tersebut. Aplikasi ini sangat berguna dalam berbagai skenario, seperti proyek sederhana untuk mengenali wajah dan karakteristiknya, atau sebagai bagian dari sistem yang lebih kompleks untuk mendeteksi emosi, mengumpulkan data demografi, atau bahkan untuk tujuan analitik dalam bidang pemasaran dan penelitian psikologi. Dengan teknologi ini, pengguna dapat memperoleh wawasan real-time mengenai data wajah, yang bisa diterapkan dalam konteks yang luas, termasuk interaksi pengguna, personalisasi layanan, atau analisis respons emosi.

Berikut ini merupakan hasil dari proses deteksi ekspresi wajah, perkiraan usia, dan jenis kelamin secara real-time menggunakan teknologi deteksi wajah berbasis webcam. Sistem ini menangkap video secara langsung dan menganalisis setiap frame untuk mengidentifikasi ekspresi wajah, seperti senang, sedih, marah, dan lainnya, serta memprediksi usia dan jenis kelamin dengan tingkat probabilitas tertentu. Hasil analisis ini kemudian ditampilkan secara instan pada layar, memungkinkan pengguna untuk melihat informasi demografi dan emosi wajah yang terdeteksi secara akurat dan mendetail.

Tabel 3. Hasil Deteksi

Ekspresi	Usia	Gender	Akurasi
Neutral	21	Famale	98%
Surprised	21	Famale	98%
Angry	21	Famale	98%
Happy	21	Famale	98%
Fearful	36	Famale	86%
Disgusted	39	Famale	79%
Sad	26	Famale	91%



Gambar 6. Neutral, 21 Tahun dan Famale

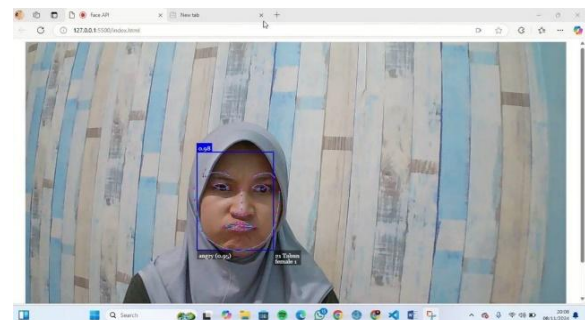
Hasil deteksi menunjukkan bahwa sistem berhasil mengenali ekspresi wajah, usia, dan jenis kelamin dengan tingkat akurasi yang tinggi. Berdasarkan analisis yang dilakukan, sistem memperkirakan bahwa wajah yang terdeteksi memiliki ekspresi wajah neutral, usia sekitar 21 tahun, dengan jenis kelamin perempuan (female) dan tingkat akurasi sebesar 98%. Ini berarti bahwa prediksi sistem mengenai jenis kelamin sebagai perempuan dan estimasi usia 21 tahun memiliki kepercayaan atau probabilitas sebesar 98%, menunjukkan bahwa sistem

sangat yakin dengan hasil yang ditampilkan. Akurasi ini menunjukkan kinerja yang sangat baik dari model deteksi, yang mampu mengenali fitur wajah dan mengidentifikasi informasi demografi secara presisi dalam skenario real-time.



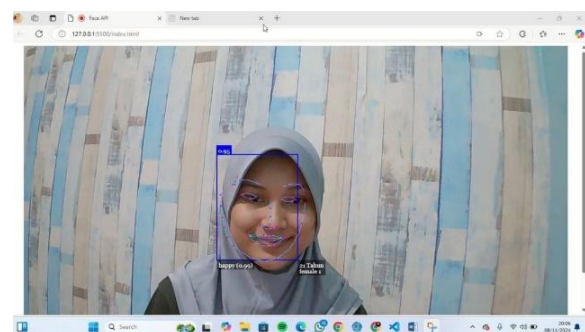
Gambar 7. Surprised, 21 Tahun dan Famale

Berdasarkan analisis yang dilakukan, sistem memperkirakan bahwa wajah yang terdeteksi menunjukkan ekspresi "surprised" (terkejut), dengan usia sekitar 21 tahun, dan jenis kelamin perempuan (female). Tingkat akurasi deteksi ini mencapai 98%, yang berarti bahwa sistem memiliki kepercayaan sebesar 98% terhadap hasil prediksi ini, menunjukkan keyakinan yang tinggi pada kebenaran informasi yang disajikan.



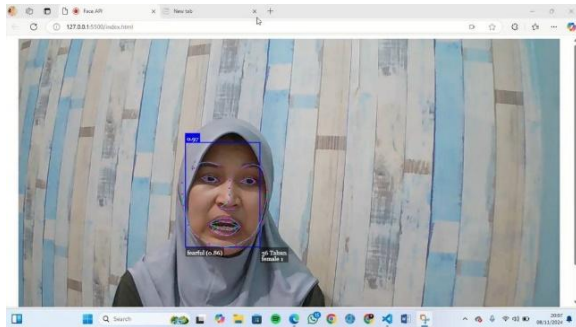
Gambar 8. Angry, 21 Tahun dan Famale

Berdasarkan analisis yang dilakukan, sistem memperkirakan bahwa wajah yang terdeteksi menunjukkan ekspresi "angry" (marah), dengan usia sekitar 21 tahun, dan jenis kelamin perempuan (female). Tingkat akurasi deteksi ini mencapai 98%, yang berarti sistem sangat yakin dengan hasil prediksi ini, dengan tingkat kepercayaan sebesar 98%.



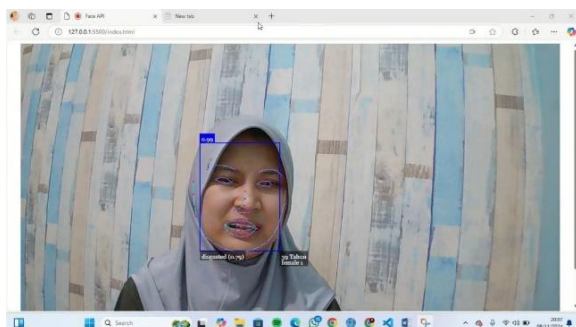
Gambar 9. Happy, 21 Tahun dan Famale

Berdasarkan analisis yang dilakukan, sistem memperkirakan bahwa wajah yang terdeteksi menunjukkan ekspresi "happy" (senang), dengan usia sekitar 21 tahun, dan jenis kelamin perempuan (female). Tingkat akurasi deteksi ini mencapai 98%, yang berarti sistem sangat yakin dengan hasil prediksi ini, dengan tingkat kepercayaan sebesar 98%.



Gambar 10. Fearful, 36 Tahun dan Female

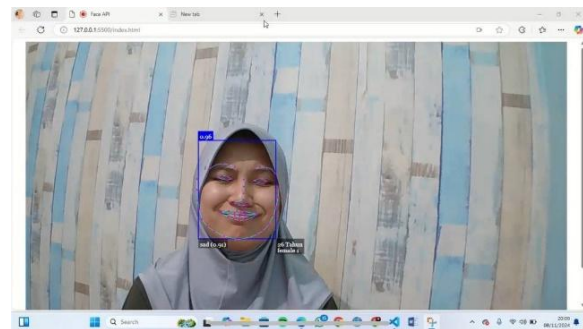
Berdasarkan analisis, sistem memperkirakan bahwa wajah yang terdeteksi menunjukkan ekspresi "fearful" (takut), dengan usia sekitar 36 tahun, dan jenis kelamin perempuan (female). Akurasi 86% mengindikasikan tingkat kepercayaan yang cukup tinggi, namun tidak sepenuhnya optimal, sehingga ada kemungkinan kecil ketidakakuratan dalam hasil prediksi, terutama dalam estimasi usia. Ekspresi "fearful" dapat mempengaruhi tampilan fitur wajah, seperti garis-garis wajah atau kerutan yang mungkin terlihat lebih menonjol, sehingga sistem dapat salah memperkirakan usia yang lebih tua dan faktor lainnya adalah pencahayaan atau kualitas video yang kurang ideal dapat menyebabkan fitur wajah kurang jelas, yang dapat memengaruhi prediksi usia.



Gambar 11. Disgusted, 39 Tahun dan Female

Berdasarkan analisis, sistem memperkirakan bahwa wajah yang terdeteksi menunjukkan ekspresi "disgusted" (jijik), dengan usia sekitar 39 tahun, dan jenis kelamin perempuan (female). Tingkat akurasi sebesar 79% menunjukkan bahwa hasil prediksi ini cukup meyakinkan, namun terdapat kemungkinan kesalahan yang lebih tinggi dibandingkan dengan akurasi yang lebih tinggi, khususnya dalam estimasi usia. Jika terdapat perbedaan yang signifikan antara usia asli dan usia prediksi (39 tahun). Faktor berikut bisa menjadi penyebabnya, Ekspresi "disgusted"

sering kali melibatkan gerakan wajah intens, seperti kerutan di hidung, mulut mengerut, atau alis terangkat, yang dapat membuat fitur wajah tampak lebih tua, sehingga sistem memperkirakan usia lebih tinggi dari sebenarnya dan pencahayaan atau resolusi video yang kurang optimal dapat memengaruhi pengenalan detail wajah. Bayangan atau gambar yang kurang jelas dapat mempertegas fitur-fitur wajah tertentu, seperti garis-garis halus atau kerutan, yang bisa menambah kesan lebih tua pada usia yang diprediksi.



Gambar 12. Sad, 26 Tahun dan Female

Hasil deteksi ekspresi wajah, umur, dan gender dengan akurasi 91% menunjukkan bahwa sistem pengenalan wajah cukup akurat, meskipun ada sedikit perbedaan dalam prediksi umur. Dalam hal ini, ekspresi wajah yang terdeteksi adalah "sad", yang mengindikasikan bahwa sistem mengenali tanda-tanda kesedihan seperti sudut bibir yang tertarik ke bawah dan kerutan di dahi, yang sering terjadi pada ekspresi sedih. Prediksi umur yang diberikan adalah 26 tahun, namun ada ketidakakuratan jika dibandingkan dengan usia sebenarnya. Penyebab utama dari perbedaan tersebut bisa berasal dari beberapa faktor, kualitas gambar juga dapat memengaruhi hasil, karena pencahayaan buruk atau sudut pengambilan gambar yang kurang optimal bisa mengaburkan deteksi umur.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pengujian, sistem deteksi ekspresi wajah, usia, dan jenis kelamin berhasil mencapai akurasi yang tinggi dalam menganalisis berbagai ekspresi wajah dan informasi demografi pada wajah yang terdeteksi melalui video real-time. Pada sebagian besar ekspresi wajah, sistem menunjukkan akurasi hingga 98%, namun ada penurunan akurasi pada ekspresi seperti "fearful", "disgusted", dan "sad", dengan akurasi masing-masing 86%, 79%, dan 91%. Penurunan akurasi ini dapat disebabkan oleh faktor pencahayaan, kualitas video, atau perubahan fitur wajah yang intens pada ekspresi tertentu. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk meningkatkan kualitas data dan memperbaiki ketahanan model terhadap variasi pencahayaan serta kualitas gambar yang buruk. Penggunaan dataset yang lebih besar dan lebih beragam juga dapat meningkatkan kemampuan sistem dalam menangani berbagai variasi ekspresi wajah dan kondisi lingkungan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2020.
- [2] A. Putra, "Teknik Pengolahan Citra Digital dalam Pengenalan Pola," *Jurnal Informatika Indonesia*, vol. 7, no. 2, pp. 134–145, 2021.
- [3] B. Sari, "Analisis Segmentasi Citra untuk Pengenalan Wajah," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 10, no. 1, pp. 50–62, 2022.
- [4] C. Wijaya, "Peningkatan Kualitas Citra dengan Metode Pra-pemrosesan," *Jurnal Sains Komputer*, vol. 12, no. 2, pp. 75–88, 2023.
- [5] D. Setiawan, "Implementasi CNN dalam Pengenalan Wajah," *Jurnal AI Indonesia*, vol. 5, no. 1, pp. 23–35, 2021.
- [6] E. Smith, "TensorFlow: A Comprehensive Guide," *International Journal of Computer Science*, vol. 18, no. 4, pp. 200–215, 2020.
- [7] F. Johnson, "Deep Learning Frameworks: TensorFlow vs PyTorch," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 32, no. 7, pp. 1456–1468, 2021.
- [8] G. Lee, "Real-Time Image Processing with CNN and TensorFlow," *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 12, no. 5, pp. 312–329, 2022.
- [9] I. Chen, "Optimization Techniques in TensorFlow for Image Processing," *International Journal of Machine Learning*, vol. 20, no. 2, pp. 95–110, 2023.
- [10] J. Tanaka, "Scalability of TensorFlow Models for Large-scale Image Classification," *IEEE Transactions on Big Data*, vol. 8, no. 3, pp. 645–658, 2022.
- [11] M. Rizky, "Implementasi TensorFlow Lite pada Aplikasi Mobile untuk Pengolahan Citra," *Jurnal Teknologi Informasi Indonesia*, vol. 15, no. 2, pp. 50–63, 2021.
- [12] P. Sutanto, "Pengelolaan Pipeline AI dengan TensorFlow Extended (TFX)," *Jurnal Artificial Intelligence Indonesia*, vol. 6, no. 1, pp. 23–37, 2022.