E-ISSN : 2988-1986
https://ejournal.cahayailmubangsa.institute/index.php/kohesi

Kohesi: Jurnal Multidisiplin Saintek
Volume 10 No 6 Tahun 2025

DETEKSI WAJAH DAN SENYUM REAL-TIME MENGGUNAKAN METODE HAAR CASCADE BERBASIS OPENCV

Natalio Michael Tumuahi [1], Ahmad Triadi Julianto M [2], Regina Maria Samantha George [3], Ade Yusupa [4], Brave Angkasa Sugiarso [5]

Program Studi Informatika , Fakultas Teknik, Universitas Sam Ratulangi Manado
E-mail: nataliotumuahi026@student.unsrat.ac.id[1] , ahmadm026@student.unsrat.ac.id[2]
reginageorge026@student.unsrat.ac.id[3], ade@unsrat.ac.id[4], brave@unsrat.ac.id[5]

ABSTRACT

Real-time face and smile detection has become an essential component of interactive multimedia systems that require natural and responsive human-computer interaction. However, achieving an optimal balance between detection accuracy, processing speed, and robustness under varying lighting, pose, and environmental conditions remains a significant challenge, particularly for systems intended to run on standard hardware with limited computational resources. This study aims to develop a real-time face and smile detection system using the Haar Cascade method based on OpenCV and implemented through a web-based interface built with Streamlit. The proposed system applies a cascaded detection approach, where face detection is performed on the entire video frame, followed by smile detection restricted to the detected facial Region of Interest (ROI). This strategy improves computational efficiency while reducing false positive detections. Performance evaluation was conducted using the Frames Per Second (FPS) metric, calculated dynamically from the processing time between consecutive frames. Experimental results indicate that the system operates effectively in real-time conditions, maintaining performance at approximately 5 FPS under moderate computational load, while still providing accurate visual annotations in the form of bounding boxes and labels.The system demonstrates high efficiency, ease of implementation, and acceptable accuracy in controlled environments. Nevertheless, performance degradation is observed under low lighting, non-frontal poses, and partial occlusions. These findings highlight the need for future improvements through the integration of deep learning-based approaches to enhance adaptability and detection robustness.

Keywords: Real-time Detection, Face Detection, Smile Detection, Haar Cascade, OpenCV, Multimedia System, Computer Vision, Streamlit.

ABSTRAK

Deteksi wajah dan senyuman secara real-time telah menjadi komponen penting dalam sistem multimedia interaktif yang memerlukan interaksi manusia-komputer yang alami dan responsif.

Article History
Received: November 2025
Reviewed:November 2025
Published: November 2025

Plagiarism Checker No 235
Prefix DOI : 10.8734/Kohesi.v1i2.365
Copyright : Author
Publish by : Kohesi

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

Namun, mencapai keseimbangan optimal antara akurasi deteksi, kecepatan pemrosesan, dan ketahanan dalam kondisi pencahayaan, pose, dan lingkungan yang bervariasi tetap menjadi tantangan yang signifikan, terutama untuk sistem yang dirancang untuk berjalan pada perangkat keras standar dengan sumber daya komputasi terbatas. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi wajah dan senyuman secara real-time menggunakan metode Haar Cascade berbasis OpenCV dan diimplementasikan melalui antarmuka web yang dibangun dengan Streamlit. Sistem yang diusulkan menerapkan pendekatan deteksi bertingkat, di mana deteksi wajah dilakukan pada seluruh frame video, diikuti oleh deteksi senyuman yang dibatasi pada Region of Interest (ROI) wajah yang terdeteksi. Strategi ini meningkatkan efisiensi komputasi sambil mengurangi deteksi positif palsu. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik Frames Per Second (FPS), yang dihitung secara dinamis dari waktu pemrosesan antara frame berturut-turut. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistem beroperasi secara efektif dalam kondisi real-time, mempertahankan kinerja sekitar 5 FPS di bawah beban komputasi sedang, sambil tetap menyediakan anotasi visual akurat dalam bentuk kotak batas dan label. Sistem ini menunjukkan efisiensi tinggi, kemudahan implementasi, dan akurasi yang dapat diterima dalam lingkungan terkontrol. Meskipun demikian, penurunan kinerja diamati dalam kondisi pencahayaan rendah, pose non-frontal, dan penghalangan sebagian. Temuan ini menyoroti kebutuhan akan perbaikan di masa depan melalui integrasi pendekatan berbasis deep learning untuk meningkatkan adaptabilitas dan ketahanan deteksi.

Kata Kunci: ***Deteksi Real-time, Deteksi Wajah, Deteksi Senyum, Haar Cascade, OpenCV, Sistem Multimedia, Visi Komputer, Streamlit.***

PENDAHULUAN

Deteksi wajah dan senyum secara real-time menjadi salah satu fokus utama dalam pengembangan sistem multimedia interaktif modern, terutama dalam aplikasi yang memerlukan interaksi manusia-komputer yang natural dan responsif. Teknologi ini memiliki peran penting dalam berbagai bidang, mulai dari sistem absensi otomatis, keamanan dan pengawasan, hingga aplikasi edukatif dan hiburan yang menyesuaikan konten dengan ekspresi pengguna. Meskipun kemajuan teknologi computer vision telah menghasilkan banyak metode deteksi wajah dan ekspresi, masih terdapat berbagai tantangan yang signifikan, terutama terkait dengan akurasi, kecepatan pemrosesan, dan ketahanan terhadap variasi pencahayaan, pose wajah, dan kondisi lingkungan. Masalah ini menjadi semakin relevan karena kebutuhan akan sistem real-time yang efisien semakin meningkat di era digital saat ini, di mana pengguna

menuntut interaksi yang cepat dan akurat tanpa perangkat keras yang mahal atau kompleksitas komputasi yang tinggi.

Salah satu metode klasik yang populer dalam deteksi wajah adalah Haar Cascade Classifier, yang diperkenalkan oleh Viola dan Jones. Metode ini bekerja dengan mengekstraksi fitur wajah menggunakan Haar wavelet yang sederhana dan kemudian mengklasifikasikannya dengan algoritma AdaBoost, sehingga memungkinkan deteksi wajah yang cepat dan efisien pada citra atau aliran video (Viola & Jones, 2001). Namun, meskipun cepat, metode ini memiliki keterbatasan dalam menangani variasi pencahayaan ekstrem, wajah non-frontal, dan ekspresi yang sangat dinamis. Untuk mengatasi kekurangan ini, beberapa penelitian menggabungkan Haar Cascade dengan Convolutional Neural Network (CNN) sebagai model backbone untuk pengenalan ekspresi wajah, sehingga meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur dan klasifikasi emosi (Yeh et al., 2023; Chaidir et al., 2025). Pendekatan hybrid ini menunjukkan keunggulan dalam hal kecepatan pemrosesan dan kemampuan beradaptasi dengan variasi ekspresi, tetapi tetap menghadapi kendala akurasi terutama dalam pengenalan wajah multi-orang atau kondisi pencahayaan rendah (Yeh et al., 2023; Majeed et al., 2025).

Penelitian lainnya terkait peningkatan model deteksi wajah dan senyum dikemukakan oleh Chaidir et al. (2025), yang menggunakan algoritma HyperStyle berbasis GAN untuk menghasilkan variasi citra wajah dengan perubahan usia, pose, dan gaya kartun. Meskipun metode ini meningkatkan jumlah sampel pelatihan, penelitian ini menunjukkan adanya penurunan performa akibat kesenjangan domain (domain gap) yang diperkenalkan oleh transformasi gaya kartun. Hal ini menunjukkan pentingnya keseimbangan antara augmentasi data dan kesesuaian distribusi data dengan kondisi nyata. Topalli dan Badii (2025) mengembangkan kerangka kerja context-aware untuk optimisasi real-time pada sistem multimedia dengan berbagai model deep learning, termasuk YOLOv5, MTCNN, dan EfficientNet, guna mendeteksi objek, wajah, dan ekspresi. Keterbatasan penelitian ini terutama terkait dengan penurunan akurasi dalam kondisi cahaya rendah dan latensi tinggi pada pengaturan privasi yang ketat, sehingga tidak selalu ideal untuk aplikasi real-time dengan sumber daya terbatas.

Selain itu, beberapa studi menekankan penggunaan arsitektur CNN ringan untuk pengenalan ekspresi wajah, seperti MobileNetV2 dalam pendekatan transfer learning (Gursesli et al., 2024). Model ini menawarkan efisiensi komputasi yang tinggi dan ukuran model yang kecil, sehingga cocok untuk perangkat dengan sumber daya terbatas. Namun, keterbatasan akurasi dan kesulitan dalam menangkap fitur ekspresi kompleks menjadi hambatan ketika diaplikasikan pada situasi nyata. Penelitian Majeed et al. (2025) juga menyoroti tantangan

serupa dalam deteksi senyum, di mana metode berbasis fitur cepat namun kurang akurat, sedangkan metode pembelajaran mendalam lebih akurat tetapi membutuhkan komputasi tinggi dan data pelatihan besar. Pendekatan hybrid mencoba menggabungkan kedua keunggulan tersebut, namun masih menghadapi tantangan di kondisi nyata yang bervariasi. Suhaimin et al. (2021) menambahkan dimensi praktis dengan memadukan Eigenfaces dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH) untuk sistem absensi, yang menunjukkan bahwa kombinasi metode klasik dan modern dapat memberikan kinerja lebih stabil, namun tetap sensitif terhadap pencahayaan dan pose ekstrem.

Dari penelitian-penelitian tersebut, muncul gap analysis yang jelas. Beberapa penelitian menekankan kecepatan pemrosesan, sementara yang lain fokus pada akurasi atau generalisasi model terhadap variasi data. Namun, belum banyak penelitian yang menggabungkan metode Haar Cascade berbasis OpenCV untuk deteksi wajah dan senyum secara real-time dengan tetap mempertahankan efisiensi, kesederhanaan implementasi, serta kemampuan adaptasi terhadap kondisi lingkungan yang berbeda (Bradski, 2000; Antipona et al., 2024). Hal ini menunjukkan kebutuhan akan sistem yang sederhana, cepat, dan efektif, yang dapat diterapkan pada berbagai perangkat dengan sumber daya terbatas, sekaligus mampu mendeteksi senyum dengan akurasi memadai.

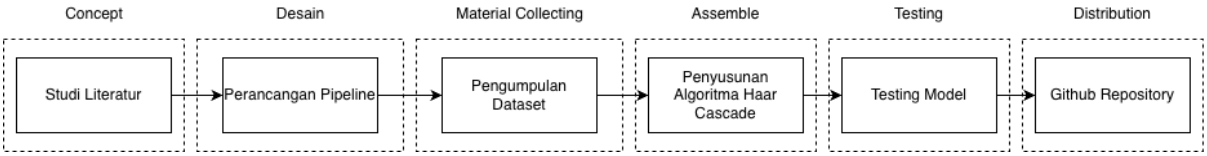
Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem deteksi wajah dan senyum secara real-time menggunakan metode Haar Cascade berbasis OpenCV, yang dapat menandai wajah dan senyum pengguna dengan kotak identifikasi dan label visual secara otomatis. Sistem ini diharapkan mampu mengatasi keterbatasan pencahayaan dan variasi pose, bekerja dengan kecepatan tinggi pada perangkat standar, serta memberikan pengalaman interaktif yang responsif bagi pengguna. Dengan implementasi ini, penelitian tidak hanya menyajikan solusi praktis untuk aplikasi multimedia interaktif, tetapi juga memberikan kontribusi terhadap pengembangan algoritma deteksi wajah dan ekspresi sederhana yang dapat digunakan dalam pendidikan, keamanan, hiburan, dan aplikasi real-time lainnya.

METODE PENELITIAN

Tahapan Penelitian

Penelitian ini mengembangkan aplikasi deteksi wajah dan senyum real time dengan memanfaatkan model pra-latih Haar Cascade pada OpenCV. Agar prosesnya terstruktur dan mudah direplikasi, pengembangan diadopsi ke dalam kerangka Multimedia Development Life Cycle (MDLC) yang terdiri dari enam tahap: Concept, Design, Material Collecting, Assembly, Testing, dan Distribution (Borman & Purwanto, 2019). Kerangka ini umum dipakai pada proyek

multimedia interaktif dan menekankan alur kerja dari perumusan konsep hingga rilis ke pengguna akhir.



Gambar 1. Diagram Alur Tahapan Penelitian dengan MDLC

1.Concept

Pada tahap concept, studi literatur dilakukan untuk memahami aplikasi deteksi wajah & senyum real-time berbasis OpenCV melalui model pra-latih Haar Cascade. Tahap ini merumuskan tujuan, sasaran pengguna, serta luaran visualisasi deteksi dan FPS. Hal ini sejalan dengan definisi fase konsep di mana penentuan tujuan aplikasi dan identifikasi profil pengguna menjadi landasan utama sebelum memasuki fase produksi teknis (Vaughan, 2011).

2. Desain

Perancangan arsitektur pipeline berurutan: akuisisi bingkai video dari kamera, konversi ke skala abu-abu, deteksi wajah, pembentukan ROI wajah, deteksi senyum pada ROI, dan visualisasi kotak pembatas di layar. Komponen dibuat modular (capture–detect–visualize) agar mudah diuji/ditukar tanpa mempengaruhi komponen lain, sejalan dengan praktik pipeline komputer-visi modern. Pendekatan perancangan struktur navigasi dan diagram alur data ini mengadopsi prinsip perancangan sistem interaktif, di mana spesifikasi teknis harus divisualisasikan secara rinci sebelum implementasi kode (Binanto, 2010).

3. Material Collecting

Tahapan ini melakukan pengumpulan sumber daya utama untuk digunakan oleh model pra-latih OpenCV, yaitu berupa berkas XML. Pada Tabel 1 ditunjukan bahwa penelitian memanfaatkan berkas cascade pra-latih OpenCV untuk wajah sebagai detektor awal wajah, sedangkan untuk ekspresi senyum menggunakan berkas cascade senyum yang tersedia publik sebagai pendeteksi terspesialisasi pada ROI wajah. Strategi pemanfaatan pustaka standar terbuka (open library) dalam pengumpulan bahan ini sejalan dengan kerangka kerja pengembangan visi komputer modern untuk mempercepat proses akuisisi aset (Bradski, 2000).

Tabel 1. Dataset yang digunakan

Dataset	Jenis
haarcascade_frontalface_default.xml	Detektor Wajah
haarcascade_smile.xml	Detektor Ekspresi Senyuman

Sumber data video diperoleh secara in-situ dari webcam menggunakan kelas VideoCapture sehingga karakterisasi kinerja mencerminkan skenario real-time. Pemilihan backend pengambilan video disesuaikan dengan lingkungan eksekusi seperti V4L2, MSMF, AVFoundation untuk memastikan kompatibilitas perangkat.

4. Assembly

Pada tahap ini, algoritma disusun dengan memanfaatkan fitur Haar yang dihitung cepat melalui integral image, lalu dipilih melalui boosting untuk membentuk classifier cascade bertingkat. Implementasi deteksi dilakukan dengan memuat model cascade ke dalam objek classifier kemudian menerapkan prosedur deteksi multi-skala untuk menghasilkan kotak pembatas kandidat pada wajah maupun senyum. Agar stabil, citra masukan terlebih dahulu dikonversi ke format keabuan 8-bit tunggal karena itulah format yang diasumsikan oleh classifier pada proses evaluasi fitur. Teknik integrasi fitur Haar dan integral image dalam tahap pembuatan kode ini didasarkan pada algoritma deteksi objek cepat yang diusulkan dalam penelitian seminal Viola dan Jones (Viola & Jones, 2001).

Selanjutnya, deteksi senyum diterapkan hanya pada ROI wajah untuk meningkatkan presisi spasial sekaligus mengurangi jumlah lokasi yang dievaluasi pada setiap bingkai. Penalaan parameter kunci seperti faktor skala piramida dan ambang tetangga minimum dilakukan secara empiris untuk menyeimbangkan recall dan false positives sesuai tujuan aplikasi.

5. Testing

Pada tahap ini, uji fungsional memverifikasi bahwa modul wajah menandai lokasi wajah yang tampak pada berbagai kondisi pose dan pencahayaan, sedangkan modul senyum memberi label ekspresi pada wilayah wajah yang relevan. Uji kinerja dilakukan dengan memantau laju bingkai (frame rate) dan latensi tampilan selama aliran kamera untuk memastikan interaksi berlangsung real-time. Di samping itu, kualitas deteksi diringkas menggunakan metrik klasifikasi standar akurasi, presisi, recall, dan F1-score agar pembaca dapat menafsirkan trade-off antar metrik secara konsisten. Pemilihan matrik evaluasi berupa Presisi, Recall, dan F1-Score dalam pengujian ini merujuk pada standar evaluasi kinerja algoritma klasifikasi untuk menghindari bias akurasi pada data yang tidak seimbang (Powers, 2011).

6. Distribution

Penelitian ini telah melakukan penyebaran produk melalui repository pada GitHub sebagai hasil implementasi, daftar dependensi, dan panduan eksekusi dipaketkan dalam repositori GitHub agar kolaborasi, pelacakan versi, dan reproduksibilitas dapat dipenuhi. Penyusunan repositori mengikuti langkah resmi pembuatan repository baru dari antarmuka web GitHub sehingga memudahkan publikasi dan pemeliharaan artefak penelitian. Metode penyebaran melalui sistem kontrol versi ini mendukung transparansi dan reproduksibilitas kode ilmiah sebagaimana ditekankan dalam praktik distribusi perangkat lunak modern (Perkel, 2016).

7. Haar Cascade

Haar Cascade Classifier merupakan metode deteksi objek berbasis pembelajaran mesin yang dikembangkan oleh Paul Viola dan Michael Jones, yang telah memberikan kontribusi signifikan dan menjadi standar dalam bidang deteksi objek (Antipona et al., 2024). Algoritma ini bekerja dengan memanfaatkan fitur Haar-like, yaitu perbedaan intensitas antara wilayah persegi yang berdekatan pada sebuah citra, yang dihitung secara sangat efisien menggunakan teknik citra integral untuk memproses informasi regional (Godehardt et al., 2017). Secara struktural, algoritma ini dirancang sebagai pengklasifikasi kaskade (bertingkat) yang berfungsi menolak area negatif pada citra secara cepat di tahap awal, sehingga sistem hanya memproses bagian citra yang berpotensi mengandung objek target lebih lanjut (Godehardt et al., 2017). Dalam implementasi teknisnya, metode ini sering menggunakan berkas XML pra-latih (seperti haarcascade_frontalface_default.xml) yang berisi data fitur yang telah dipelajari untuk mengidentifikasi objek spesifik secara akurat dan efisien (Antipona et al., 2024).

8. OpenCV

Open Source Computer Vision Library (OpenCV) merupakan pustaka perangkat lunak komprehensif dalam bidang visi komputer yang menyediakan beragam fungsi vital untuk deteksi objek, pelacakan, serta pemrosesan citra digital (Rao & Kumar, 2016). Pustaka ini dirancang untuk memfasilitasi pengembangan kode yang efisien dalam berbagai bahasa pemrograman, termasuk Python, guna menerapkan algoritma kompleks seperti Haar Cascade untuk keperluan deteksi wajah dan objek (Rao & Kumar, 2016). Di dalam ekosistemnya, OpenCV menyediakan implementasi fungsi cascade object detector yang telah dioptimalkan, yang memungkinkan penggunaan classifier pra-latih untuk melakukan deteksi dengan beban komputasi yang rendah (Godehardt et al., 2017). Dengan demikian, OpenCV berperan sebagai kerangka kerja utama yang menyediakan infrastruktur algoritma yang stabil, memudahkan pemanfaatan metode

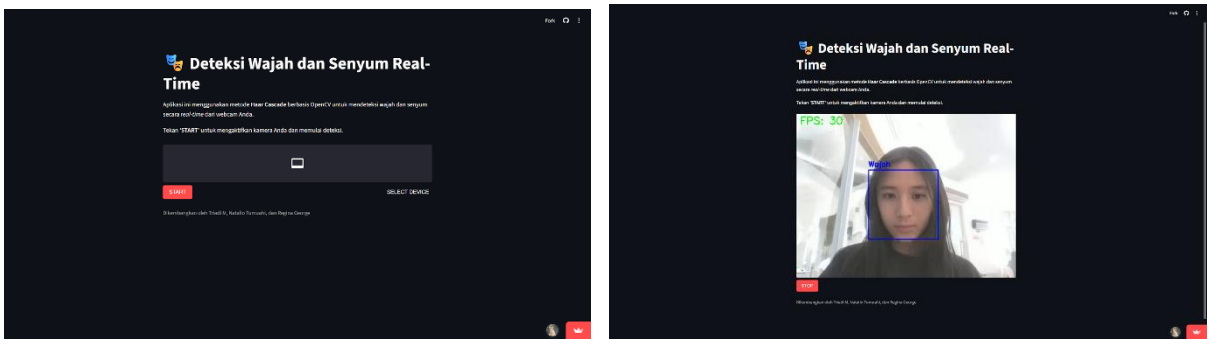
kaskade untuk aplikasi visi komputer yang berjalan secara waktu nyata (real-time) (Godehardt et al., 2017; Rao & Kumar, 2016).

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil Implementasi Sistem

1.1 Antarmuka Aplikasi Sistem

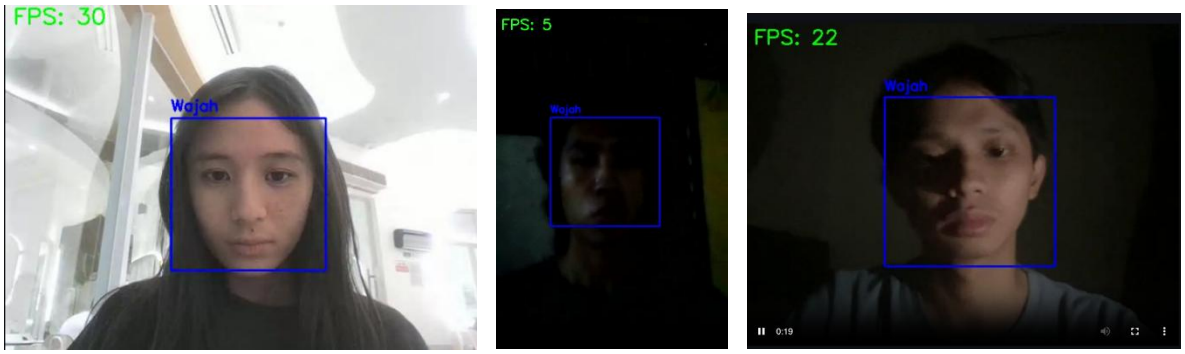
Sistem ini diimplementasikan sebagai aplikasi web interaktif. Antarmuka pengguna, yang dibangun dengan Streamlit, menyediakan visualisasi *streaming* video langsung dari webcam pengguna. Proses deteksi diinisiasi oleh pengguna melalui aktivasi kontrol "START", yang kemudian memulai akuisisi dan pemrosesan frame video.



Gambar 2. Antarmuka Aplikasi Web Streamlit

1.2 Hasil Deteksi Wajah

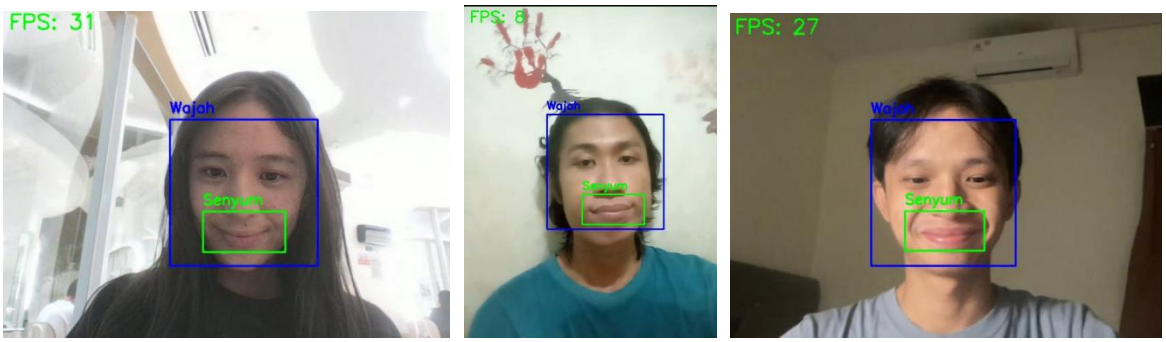
Tahap pertama dalam alur pemrosesan adalah identifikasi wajah. Sesuai implementasi, model klasifikasi haarcascade_frontalface_default.xml diaplikasikan pada setiap *frame*. Deteksi yang berhasil ditandai dengan visualisasi kotak pembatas (*bounding box*) berwarna biru (nilai BGR: 255, 0, 0) di sekitar region wajah yang teridentifikasi, disertai label tekstual "Wajah".



Gambar 3. Hasil Deteksi Wajah

1.3 Hasil Deteksi Senyum

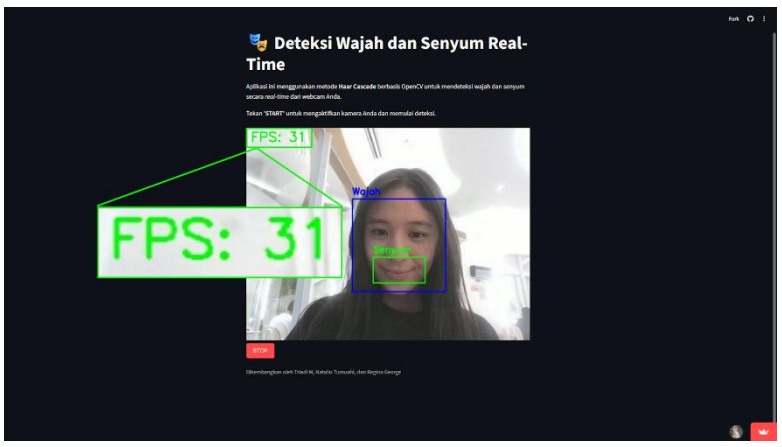
Setelah lokalisasi wajah berhasil, *Region of Interest* (ROI) yang bersesuaian dengan koordinat wajah diekstraksi dari frame skala abu-abu dan frame berwarna. Model haarcascade_smile.xml kemudian diaplikasikan secara eksklusif pada ROI skala abu-abu tersebut. Deteksi senyum yang positif akan divisualisasikan sebagai kotak pembatas berwarna hijau (nilai BGR: 0, 255, 0) dengan label "Senyum" pada ROI berwarna.



Gambar 4. Hasil Deteksi Wajah dan Senyum

1.4 Hasil Uji Kinerja

Evaluasi kinerja *real-time* sistem dilakukan dengan mengukur *Frames Per Second* (FPS). Metrik ini dihitung berdasarkan invers dari selisih waktu (*delta time*) antara pemrosesan dua frame konsekutif. Nilai FPS dinamis ini ditampilkan pada sudut kiri atas antarmuka video. Pengujian menunjukkan variasi nilai FPS yang bergantung pada faktor-faktor seperti resolusi input kamera dan kapabilitas komputasi perangkat keras.



Gambar 5. Tampilan Kinerja FPS

2. Pembahasan

2.1 Analisis Proses Deteksi Berjenjang

Implementasi sistem mengadopsi arsitektur deteksi berjenjang (*cascaded detection*), sebuah pendekatan yang efisien secara komputasi. Pendekatan ini secara substansial mereduksi beban komputasi. Pencarian fitur senyum pada keseluruhan frame tidak hanya inefisien, tetapi juga berpotensi meningkatkan insiden *false positive*. Dengan membatasi ruang pencarian senyum ke dalam ROI wajah, akurasi deteksi dapat ditingkatkan sekaligus menjaga kecepatan pemrosesan. Alur prosesnya dimulai dengan Deteksi Wajah, di mana klasifikasi face_cascade diterapkan pada keseluruhan frame untuk melokalisasi region wajah. Selanjutnya, proses Deteksi Senyum (dalam ROI) dilakukan, di mana alih-alih memindai keseluruhan frame kembali, klasifikasi smile_cascade hanya diterapkan pada area sub-gambar (ROI) yang telah divalidasi sebagai wajah.

2.2 Analisis Parameter Haar Cascade

Akurasi dan sensitivitas detektor Haar Cascade sangat ditentukan oleh konfigurasi parameter pada fungsi detectMultiScale(). Implikasi utama dari pemilihan parameter ini adalah adanya trade-off yang signifikan antara akurasi dan sensitivitas.

Penggunaan parameter yang sangat ketat, seperti menaikkan ambang batas minNeighbors, terbukti efektif untuk mereduksi jumlah deteksi palsu (*false positive*). Namun, pengaturan yang ketat ini secara inheren juga meningkatkan probabilitas *false negative*, yaitu kegagalan sistem dalam mendeteksi fitur yang valid namun subtil, seperti senyuman tipis. Untuk operasional sistem, parameter deteksi dikonfigurasi secara berbeda antara deteksi wajah dan deteksi senyum, seperti yang dirinci pada Tabel 2.

Tabel 2. Konfigurasi Parameter

Parameter	Deteksi Wajah	Deteksi Senyum	Fungsi Parameter
scaleFactor	1.3	1.8	Menentukan faktor pengecilan citra pada setiap iterasi pemindaian. Nilai 1.3 (pengecilan 30%) memberikan keseimbangan antara kecepatan dan kemampuan deteksi. Nilai 1.8 (pengecilan 80%) digunakan khusus

			pada ROI senyum untuk mempercepat proses pemindaian.
minNeighbors	5	20	Menetapkan ambang batas jumlah deteksi bertetangga yang diperlukan untuk memvalidasi kandidat deteksi. Nilai 5 adalah standar untuk menekan false positive. Nilai 20 adalah ambang batas sangat tinggi yang dipilih untuk memastikan keyakinan klasifikasi dan menekan false positive secara agresif.
minSize	(30, 30)	(25, 25)	Mendefinisikan dimensi objek minimum (dalam piksel) yang akan dideteksi oleh algoritma.

2.3 Keunggulan dan Limitasi Metode

Berdasarkan analisis hasil, dapat diidentifikasi keunggulan dan limitasi dari metode yang diimplementasikan. Keunggulan utama dari metode ini mencakup efisiensi komputasi, di mana Haar Cascade memiliki latensi rendah dan tidak memerlukan GPU sehingga ideal untuk aplikasi *real-time*. Selain itu, kemudahan implementasi menjadi keunggulan berkat ketersediaan model pra-terlatih di OpenCV. Metode ini juga menunjukkan akurasi pada kondisi ideal untuk kasus penggunaan yang terkontrol. Hasil pengujian menunjukkan bahwa wajah masih dapat terdeteksi dengan baik pada FPS sekitar 5, sehingga sistem tetap mampu bekerja secara real-time meskipun ada sedikit penurunan frame rate.

Di sisi lain, metode ini memiliki beberapa limitasi. Sebagai metode yang bergantung pada fitur visual, Haar Cascade menunjukkan keterbatasan performa dalam skenario non-ideal. Sensitivitas terhadap pose (wajah non-frontal) dan iluminasi (pencahayaan ekstrem) menjadi tantangan yang dapat mempengaruhi ketangguhan deteksi dalam kondisi dunia nyata yang bervariasi. Selain itu, deteksi ekspresi senyum cenderung kurang akurat, terutama dalam kondisi pencahayaan yang kurang ideal. Tantangan lain termasuk kerentanan terhadap oklusi, di mana penghalang parsial pada wajah (seperti masker atau tangan) dapat menghambat proses ekstraksi fitur. Keterbatasan-keterbatasan ini menyoroti peluang untuk penelitian selanjutnya, khususnya dalam eksplorasi atau integrasi arsitektur berbasis Deep Learning (seperti CNN), yang lebih tangguh dalam menangani variasi pose, iluminasi, dan oklusi yang kompleks.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan sistem deteksi wajah dan senyum berbasis Haar Cascade yang berjalan secara real-time dalam aplikasi web menggunakan Streamlit. Sistem memanfaatkan pendekatan deteksi berjenjang (cascaded detection), di mana wajah

dideteksi terlebih dahulu pada seluruh frame, kemudian deteksi senyum dilakukan secara selektif pada Region of Interest (ROI) wajah. Strategi ini terbukti meningkatkan efisiensi komputasi sekaligus menekan potensi false positive dibandingkan pemindaian langsung pada seluruh frame.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu menampilkan bounding box dan label deteksi secara responsif, dengan performa FPS yang dinamis tergantung pada resolusi kamera dan kemampuan perangkat keras. Walaupun terjadi penurunan FPS hingga sekitar 5, sistem tetap dapat beroperasi secara real-time. Pengaturan parameter scaleFactor, minNeighbors, dan minSize pada fungsi detectMultiScale() sangat memengaruhi akurasi dan sensitivitas, dengan konfigurasi ketat mampu mengurangi kesalahan deteksi namun berisiko meningkatkan false negative pada senyum yang subtil.

Secara keseluruhan, metode Haar Cascade unggul dari sisi kesederhanaan, efisiensi, dan tidak memerlukan GPU, sehingga cocok untuk aplikasi real-time ringan. Namun, performanya terbatas pada kondisi non-ideal seperti pencahayaan buruk, pose non-frontal, dan oklusi. Oleh karena itu, pengembangan selanjutnya disarankan mengadopsi pendekatan berbasis Deep Learning, seperti CNN, guna meningkatkan ketangguhan dan akurasi sistem di lingkungan nyata yang lebih kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

Antipona, C. A., Magsino, R. R., Dioses, R. M., & Mata, K. E. (2024). An enhancement of Haar Cascade algorithm applied to face recognition for gate pass security. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.03831

Binanto, I. (2010). *Multimedia digital: Dasar teori dan pengembangannya*. Andi.

Bradski, G. (2000). The OpenCV library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools, 25*, 120–126.

Borman, R. I., & Purwanto, Y. (2019). Implementasi multimedia development life cycle pada pengembangan game edukasi pengenalan bahaya sampah pada anak. *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN), 5*(2), 119–124. https://doi.org/10.26418/jp.v5i2.32688

Chaidir, M., Abidin, T. F., Sofyan, H., & Muchtar, K. (2025). Enhancing face recognition model performance through HyperStyle-driven data augmentation. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing, 2025*(1). https://doi.org/10.1155/acis/4097213

Godehardt, M., Wirth, M., Woeber, T., & Balle, F. (2017). Face recognition with machine learning in OpenCV – Fusion of the results with the localization data of an acoustic camera for speaker identification. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.00835

Gursesli, M. C., Lombardi, S., Duradoni, M., Bocchi, L., Guazzini, A., & Lanata, A. (2024). Facial emotion recognition (FER) through custom lightweight CNN model: Performance evaluation in public datasets. *IEEE Access, 12*, 45543–45559. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3380847

Majeed, H. L., Hassen, O. A., Farhan, D. A., Gromov, Y. Y., Sheoran, K., & Dhand, G. (2025). Computer vision of smile detection based on machine and deep learning approach. *Journal of Cybersecurity and Information Management, 16*(1), 208–230. https://doi.org/10.54216/JCIM.160115

Perkel, J. M. (2016). Democratic databases: Science on GitHub. *Nature, 538*(7623), 127–128. https://doi.org/10.1038/538127a

Rao, G. A., & Kumar, D. A. (2016). Object detection using image processing. *arXiv*. https://arxiv.org/abs/1611.07791

Suhaimin, M. S. M., Hijazi, M. H. A., Kheau, C. S., & On, C. K. (2021). Real-time mask detection and face recognition using eigenfaces and local binary pattern histogram for attendance system. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, 10*(2), 1105–1113. https://doi.org/10.11591/EEI.V10I2.2859

Topalli, N., & Badii, A. (2025). A user-centric context-aware framework for real-time optimisation of multimedia data privacy protection and information retention within multimodal AI systems. *Sensors, 25*(19), 6105. https://doi.org/10.3390/s25196105

Vaughan, T. (2011). *Multimedia: Making it work* (8th ed.). McGraw-Hill.

Viola, P., & Jones, M. (2001). 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)* (Vol. 1, pp. I-511–I-518). IEEE. https://doi.org/10.1109/CVPR.2001.990517

Yeh, J. F., Lin, K. M., Chang, C. C., & Wang, T. H. (2023). Expression recognition of multiple faces using a convolution neural network combining the Haar Cascade classifier. *Applied Sciences, 13*(23). https://doi.org/10.3390/app132312737