

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Landasan Teori

2.1.1 Sistem Presensi

Sistem presensi merupakan sistem yang berfungsi untuk mencatat data kehadiran individu dalam suatu kegiatan, khususnya di lingkungan institusi maupun organisasi (Wijaya et al., 2023). Sistem ini mencakup proses pengumpulan, pengelolaan, serta penyimpanan data kehadiran yang memudahkan akses bagi pihak-pihak yang berkepentingan.

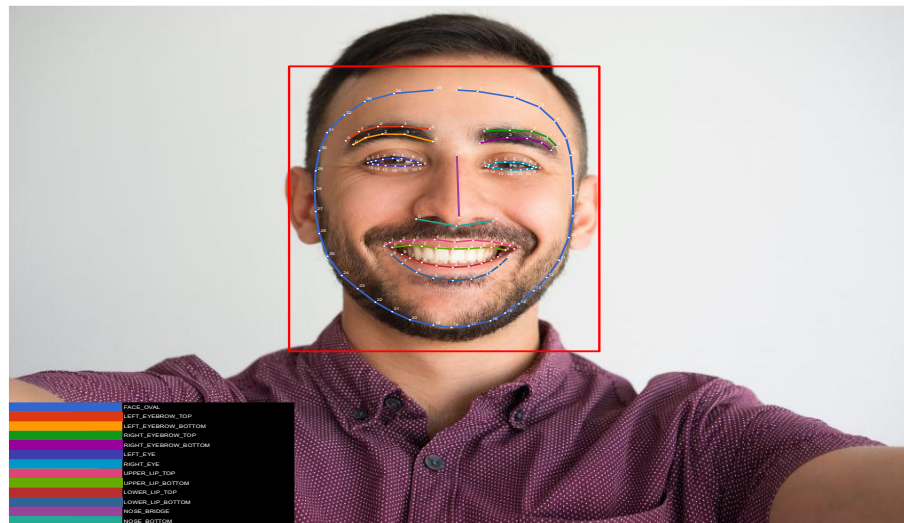
Pada awalnya, proses presensi dilakukan secara manual menggunakan lembaran kertas sebagai media pencatatan. Namun, seiring perkembangan teknologi, sistem presensi bertransformasi menjadi lebih modern dengan memanfaatkan program komputer, sidik jari (*fingerprint*), hingga pengenalan wajah (Supriyanto et al., 2024). Saat ini, banyak perusahaan mulai beralih menggunakan perangkat berbasis *mobile* untuk mempermudah proses presensi karyawan. Perkembangan sistem presensi ini terus berlangsung untuk menghadirkan solusi yang lebih efektif, efisien, dan akurat dalam pengelolaan data kehadiran karyawan (Bayu Pratama et al., 2023).

Sistem presensi berperan penting dalam mencatat data kehadiran secara akurat serta meminimalkan kemungkinan terjadinya kesalahan pencatatan. Data yang dihasilkan dari sistem presensi juga dapat dimanfaatkan untuk memperlancar proses perhitungan gaji, di mana upah dihitung berdasarkan jumlah jam kerja yang telah diselesaikan karyawan (Setyadi & Sundari, 2022). Selain itu, data kehadiran

yang akurat mendukung proses evaluasi kinerja karyawan secara lebih objektif, sehingga karyawan dapat menerima umpan balik yang relevan dan bersifat membangun. Dengan demikian, sistem presensi berkontribusi dalam meningkatkan motivasi kerja dan mendorong produktivitas karyawan secara keseluruhan.

2.1.2 Deteksi Wajah (*Face Detection*)

Face detection merupakan tahap awal yang dilakukan sebelum memasuki proses pengenalan wajah. Proses ini dilakukan dengan cara mengidentifikasi dan menentukan letak wajah manusia dalam sebuah citra, tanpa bergantung pada ukuran, posisi, maupun kondisi wajah tersebut (Miftahuddin et al., 2020). *Face detection* sendiri dapat dianggap sebagai permasalahan klasifikasi pola, di mana citra yang dimasukkan sebagai input akan diklasifikasikan ke dalam salah satu dari dua kategori, yaitu wajah dan non-wajah. Umumnya, teknik pengenalan wajah mengasumsikan bahwa data wajah yang diperoleh memiliki ukuran seragam dan latar belakang yang sama. Namun, pada kondisi nyata, asumsi ini sulit diterapkan karena wajah bisa saja muncul dalam berbagai ukuran, posisi, serta latar belakang yang beragam. Contoh hasil proses deteksi wajah dapat dilihat pada Gambar 2.1.

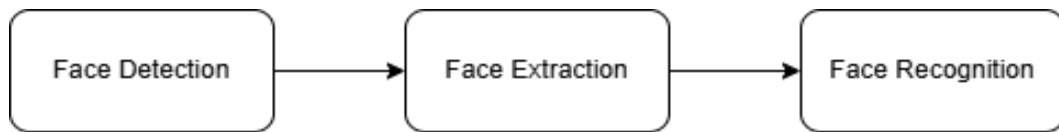


Gambar 2.1 Hasil Deteksi Wajah

(sumber: <https://developers.google.com/ml-kit/vision/face-detection>)

2.1.3 Pengenalan Wajah (*Face Recognition*)

Face recognition merupakan teknologi biometrik yang berkembang dari *face detection*, di mana teknologi ini memungkinkan sistem untuk mengenali dan mencocokkan wajah dari hasil tangkapan kamera dengan data wajah yang telah tersimpan, sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi atau memverifikasi identitas seseorang (Andri Nugraha Ramdhon & Fadly Febriya, 2021). *Face recognition* bekerja dengan menganalisis dan mencocokkan pola wajah yang diambil dari gambar atau video dengan data wajah yang telah tersimpan di basis data. Proses pengenalan wajah ini melibatkan beberapa tahapan, di antaranya deteksi wajah (*face detection*), ekstraksi fitur wajah (*face extraction*), serta proses pengenalan wajah (*face recognition*) sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Tahapan *Face Recognition*

(sumber: <https://www.mdpi.com/2073-431X/5/4/21>)

Face detection merupakan langkah awal dalam rangkaian proses pengenalan wajah yang berfungsi untuk mendeteksi serta menentukan posisi wajah dalam sebuah gambar atau rekaman video. Tahap ini bertujuan mengidentifikasi dan mengumpulkan data wajah dengan beragam ukuran, posisi, dan latar belakang. Wajah manusia memiliki tingkat variasi yang cukup tinggi, baik karena perbedaan karakteristik antar individu maupun pengaruh kondisi lingkungan seperti pencahayaan (Maulana et al., 2024). Oleh sebab itu, diperlukan algoritma yang kompleks agar sistem *computer vision* mampu merepresentasikan wajah manusia secara optimal.

Setelah wajah berhasil terdeteksi, langkah berikutnya adalah melakukan ekstraksi fitur wajah. Pada tahap ini, sistem mengidentifikasi dan mengambil karakteristik penting dari wajah, seperti jarak antar mata, lebar hidung, hingga bentuk mulut. Proses ini sangat krusial karena memungkinkan sistem mengenali setiap wajah secara unik. Namun, variasi ciri khas wajah antar individu menjadi tantangan tersendiri dalam proses ini (Sejati & Mardhiyyah, 2021).

Face recognition kemudian dilakukan dengan membandingkan fitur-fitur yang telah diekstraksi dari wajah yang terdeteksi dengan data wajah yang sudah tersimpan di basis data. Jika ditemukan kemiripan yang cukup tinggi di antara fitur-fitur tersebut, sistem akan mengidentifikasi wajah tersebut sebagai milik individu yang sesuai.

2.1.4 YOLOv11

You Only Look Once (YOLO) adalah salah satu metode dalam jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk mendeteksi berbagai objek secara real time dengan memanfaatkan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk memproses data visual (Faticah & Dikairono, 2023). *YOLO* mendeteksi objek secara *real-time* dengan membagi gambar input menjadi grid berukuran $S \times S$, di mana setiap sel bertanggung jawab memprediksi *bounding box* dan tingkat keyakinan terhadap keberadaan objek. Model ini menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk mengenali pola visual dan menentukan probabilitas kelas dari setiap objek yang terdeteksi (Diwan et al., 2023).

2.1.5 InsightFace

InsightFace adalah *Framework* open-source yang digunakan untuk analisis wajah, mencakup deteksi wajah, ekstraksi fitur, hingga pengenalan wajah dengan akurasi tinggi. *Framework* ini berbasis *Deep Learning* dan mendukung berbagai algoritma *margin-based loss*, salah satunya *ArcFace*, yang terbukti meningkatkan performa pengenalan wajah secara signifikan. *ArcFace* menambahkan *angular margin* pada fungsi softmax, sehingga menghasilkan representasi wajah yang lebih diskriminatif (Oinar et al., 2023).

Secara teknis, *InsightFace* bekerja dengan cara mengubah citra wajah menjadi *vektor embedding* berdimensi tinggi melalui proses ekstraksi fitur (*deep feature extraction*). *Vektor embedding* ini bersifat unik untuk setiap individu dan dapat dibandingkan menggunakan metrik kesamaan, misalnya metode *similarity*, untuk menentukan apakah dua wajah adalah orang yang sama atau berbeda.

InsightFace sebagai toolbox *open-source* juga mendukung deteksi wajah 2D maupun 3D, serta dilengkapi modul seperti *RetinaFace* untuk meningkatkan keakuratan deteksi (Deng et al., 2021)

2.1.6 System Usability Scale (SUS)

System Usability Scale (SUS) adalah metode penilaian yang diciptakan oleh John Brooke pada tahun 1986 untuk mengukur usability suatu sistem. Metode ini menggunakan sepuluh pernyataan yang harus dievaluasi oleh pengguna menggunakan skala Likert lima poin. Skala penilaiannya berkisar dari "sangat tidak setuju" hingga "sangat setuju" (Brooke, 1996; Syariffudin Zahri & Ihsan Cahyo Utomo, 2024). SUS merupakan alat yang populer untuk mengevaluasi kegunaan berbagai jenis sistem, termasuk *software*, situs web, aplikasi *mobile*, dan bahkan *game* edukasi. Hasil dari metode ini berupa skor antara 0 hingga 100, yang merepresentasikan tingkat kemudahan sistem tersebut saat digunakan oleh pengguna (Yulianingsih & Wahyuni, 2022)

2.2. *State-of-the-Art*

Penelitian mengenai perancangan sistem presensi menggunakan *face recognition* telah berkembang pesat untuk menjawab kebutuhan proses presensi yang lebih efisien dan akurat. Tantangan utama dalam pengembangan ini terletak pada bagaimana merancang sistem yang mampu memproses data kehadiran dengan presisi tinggi namun tetap responsif. Oleh karena itu, implementasi integrasi model *YOLOv11* diterapkan untuk mendeteksi objek wajah secara cepat, sementara *InsightFace* digunakan untuk mengidentifikasi identitas wajah dari hasil deteksi tersebut. Berikut Tabel 2.1 yang merangkum penelitian-penelitian terkait yang menjadi dasar dalam pengembangan penelitian ini.

Tabel 2.1 *State-of-the-Art*

No	Peneliti	Judul	Metode	Hasil Penelitian
1.	(Akhdan Hibatul Wafi, Hamzah Setiawan, 2025)	Implementasi sistem absensi siswa <i>real-time</i> di kelas menggunakan <i>yolov8</i> dan pengenalan wajah	Mengintegrasikan <i>YOLOv8</i> sebagai <i>detektor</i> objek <i>real-time</i> untuk menangkap wajah dari feed CCTV, yang kemudian diproses menggunakan pustaka <i>face_recognition</i> (Python) untuk ekstraksi fitur dan pencocokan identitas.	Sistem berhasil mengintegrasikan deteksi <i>real-time</i> dengan pencatatan otomatis ke format Excel (.xlsx), memungkinkan pemantauan kehadiran tanpa input manual. Dalam pengujian di kelas nyata terhadap 32 mahasiswa, sistem mencapai tingkat keberhasilan deteksi sebesar 93,75% (30 mahasiswa terdeteksi).
2	(Andri Nugraha Ramdhon &	Penerapan <i>Face recognition</i> Pada Sistem Presensi	Mengimplementasikan metode LBPH (<i>Local Binary Pattern Histogram</i>) yang dipilih karena	Sistem berhasil melakukan presensi terintegrasi menggunakan kamera pengawas (CCTV) untuk mengefektifkan waktu

No	Peneliti	Judul	Metode	Hasil Penelitian
	Fadly Febriya, 2021)		kecepatan komputasi dan akurasi dalam pengenalan wajah. Sistem menggunakan IP CCTV sebagai input citra untuk mendeteksi wajah secara <i>real-time</i> .	pencatatan kehadiran. Tingkat keberhasilan rata-rata sistem mencapai 86,85%, yang diperoleh dari pengujian data riil terhadap 30 responden.
3	(Hartiwi et al., 2020)	Sistem Manajemen Absensi dengan Fitur Pengenalan Wajah dan GPS Menggunakan <i>YOLO</i> pada Platform Android	Menggunakan algoritma YOLO (You Only Look Once) berbasis <i>Deep Learning (CNN)</i> untuk deteksi dan pengenalan wajah secara <i>real-time</i> .	Sistem berhasil menggabungkan verifikasi biometrik wajah dan lokasi (GPS) dalam satu aplikasi mobile untuk mengurangi kecurangan absensi. Berdasarkan pengujian komparasi antara persepsi manusia dan sistem terhadap 20 data mahasiswa, rata-rata akurasi pengenalan wajah mencapai 93,26%.
4	(Indra et al., 2025)	Sistem Pengenalan Wajah <i>Real-time</i> Menggunakan <i>YOLOv7</i> untuk Akses Gedung TVRI Palembang Berbasis Web	Menggunakan algoritma <i>YOLOv7</i> yang dipilih karena keseimbangan optimal antara kecepatan dan akurasi dibandingkan versi sebelumnya.	Sistem berhasil diimplementasikan sebagai solusi keamanan gedung TVRI Palembang. Integrasi deteksi wajah dengan bot Telegram berfungsi efektif untuk pemantauan akses jarak jauh. Pada pengujian sistem, akurasi deteksi wajah mencapai 96,6% dengan kecepatan inferensi rata-rata 19,8 ms, meskipun proses sistem keseluruhan membutuhkan waktu sekitar 5 detik.
5	(Wibowo & Setiawan, 2024)	IMPLEMENTASI <i>FACE RECOGNITION</i> DAN <i>GEOLOCATION</i> PADA SISTEM PRESENSI	Menggabungkan <i>Google Machine Learning Kit</i> untuk proses deteksi wajah awal dan <i>Face API JS</i> (dengan model <i>SSD MobileNet V1</i>) untuk ekstraksi	Aplikasi berhasil diterapkan di PT. Motiolabs Indonesia untuk memvalidasi kehadiran karyawan yang bekerja secara mobile. Sistem mampu mendeteksi maksimal 3 wajah dalam

No	Peneliti	Judul	Metode	Hasil Penelitian
		KARYAWAN BERBASIS MOBILE APPS	fitur serta pencocokan wajah (<i>face matching</i>).	satu frame dengan jarak optimal pendeteksian maksimal 0,3 meter.
6	(Yasykur & Saputra, 2024)	Implementasi <i>Face recognition</i> Pada Sistem Presensi Mahasiswa Menggunakan Metode Ssd Dan Lbph	Mengombinasikan metode SSD (<i>Single Shot Multibox Detector</i>) dengan <i>backbone VGG-16</i> sebagai detektor wajah (<i>face detector</i>) dan LBPH (<i>Local Binary Pattern Histogram</i>) sebagai pengenal wajah (<i>face recognizer</i>).	Sistem berhasil mengintegrasikan model deteksi dan pengenalan ke dalam aplikasi web. Dalam pengujian sistem presensi (validasi kehadiran), sistem mampu membedakan mahasiswa terdaftar dan tidak terdaftar dengan baik. Metode SSD mencapai akurasi 100% dalam mendeteksi wajah (termasuk multi-face) pada radius 30-100 cm. Sementara itu, metode LBPH mencatat akurasi pengenalan sebesar 85% dengan presisi 86-87% berdasarkan variasi posisi dan jarak wajah.
7	(Febiyani et al., 2025)	Analisis Sistem Monitoring Presensi Menggunakan <i>Face recognition</i> Berbasis CNN dengan Arsitektur <i>MobileNetV1</i>	Menggunakan <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> dengan arsitektur <i>MobileNetV1</i> yang dipilih karena ringan secara komputasi	Sistem berhasil melakukan pemantauan presensi karyawan secara <i>real-time</i> dan contactless. Tingkat akurasi sistem mencapai 94% dari total 150 kali pengujian. Sistem sangat efektif pada posisi wajah depan, menunduk, dan menghadap kiri (akurasi 100%), namun mengalami penurunan performa pada posisi menghadap atas dan kanan, terutama dalam kondisi pencahayaan redup/gelap.
8	(Wijaya et al., 2023)	Sistem Presensi Pegawai dengan <i>Face recognition</i>	Menggunakan metode <i>Deep Learning CNN (Convolutional Neural Network)</i> dengan model	Sistem mampu beroperasi secara <i>real-time</i> dengan kecepatan deteksi wajah yang sangat cepat, yaitu antara 60 hingga 66 milidetik.

No	Peneliti	Judul	Metode	Hasil Penelitian
		Menggunakan <i>Deep Learning CNN</i>	<i>ResNet</i> yang tersedia dalam pustaka <i>dlib</i> untuk ekstraksi fitur wajah.	Berdasarkan pengujian terhadap 40 data wajah pegawai, sistem mencapai tingkat akurasi pengenalan sebesar 92,5%
9	(Hartanto et al., 2024)	Impelementasi <i>Convolutional Neural Network</i> Menggunakan Model <i>Mobilenet</i> Dalam Aplikasi Presensi Berbasis Pengenalan Wajah	Menggunakan model <i>Deep Learning MobileFaceNet</i> yang berbasis arsitektur <i>CNN (Convolutional Neural Network)</i> dengan konsep <i>depthwise separable convolutions</i> untuk meringankan beban komputasi.	Aplikasi presensi berhasil dikembangkan dan dapat berjalan dengan baik di perangkat mobile, mampu mendeteksi pose wajah dan menampilkan identitas pengguna (nama) serta status perekaman wajah secara akurat.
10	(Setiawan et al., 2023)	Rekayasa Perangkat Lunak Aplikasi Presensi Mobile Menggunakan Metode <i>Deep Learning</i>	Menerapkan metode <i>Deep Learning</i> dengan model <i>CNN MobileFaceNet</i> , sebuah model yang dirancang khusus untuk perangkat seluler dengan parameter rendah (<1 juta) namun akurasi tinggi. Model ini digunakan untuk deteksi wajah (<i>bounding box</i>) dan ekstraksi fitur vektor wajah.	Model <i>MobileFaceNet</i> berhasil diimplementasikan untuk melakukan verifikasi wajah secara <i>real-time</i> . Berdasarkan uji coba terhadap 30 relawan (mahasiswa) dengan masing-masing 10 iterasi, sistem mencapai tingkat memorisasi (pengenalan wajah terdaftar) sebesar 84,5% dan tingkat generalisasi (pengenalan wajah baru/tak dikenal) sebesar 70%.

2.3. Matriks Penelitian

Matriks penelitian merupakan perbandingan antara penelitian sebelumnya dengan penelitian yang akan dilakukan. Indikator untuk melakukan sebuah matriks penelitian, yaitu dari berbagai sumber jurnal yang telah dikaitkan pada State of the Art. Beberapa

jurnal terkait berhubungan dengan metode penelitian yang sedang dilakukan. Tabel 2.2 menggambarkan perbedaan penelitian yang diusulkan dengan penelitian-penelitian terkait

Tabel 2.2 Matriks Penelitian

No	Penelitian	Tujuan Penelitian											
		Platform			Algoritma (Metode)								
		<i>Web</i>	<i>Mobile</i>	<i>GUI</i>	<i>YOLO</i>	<i>InsightFace</i>	<i>Haar Cascade</i>	<i>LBPH</i>	<i>Face API JS</i>	<i>SSD</i>	<i>CNN</i>	<i>MobileFaceNet</i>	<i>ML Kit</i>
1	(Akhdan Hibatul Wafi, Hamzah Setiawan, 2025)	-	-	✓	✓	-	-	-	-	-	-	-	-
2	(Andri Nugraha Ramdhon & Fadly Febriya, 2021)	✓	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-
3	(Hartiwi et al., 2020)		✓	-	✓	-	-	-	-	-	✓	-	-
4	(Indra et al., 2025)	✓		-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-
5	(Wibowo & Setiawan, 2024)		✓	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	✓
6	(Yasykur & Saputra, 2024)	✓	-	-	-	-	-	✓	-	✓	-	-	-
7	(Febiyani et al., 2025)	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-
8	(Wijaya et al., 2023)	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	✓	-	-
9	(Hartanto et al., 2024)	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	✓	-
10	(Setiawan et al., 2023)	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	✓	✓	-
11	(Penelitian yang dilakukan., 2025)	✓	-	-	✓	✓	-	-	-	-	-	-	-

Tabel 2.2 merupakan matriks penelitian yang berfokus pada perancangan sistem presensi menggunakan *face recognition* untuk mengatasi masalah presensi. Matriks ini digunakan untuk memberikan rincian mengenai perbedaan antara penelitian sebelumnya dan penelitian yang sedang dilakukan. Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas penggunaan *face recognition* dalam sistem presensi, namun memiliki fokus dan model yang berbeda.

Penelitian oleh (Indra et al., 2025) mengembangkan sistem akses gedung berbasis web dengan mengintegrasikan *YOLOv7* untuk deteksi *real-time* dan fitur notifikasi Telegram Bot. Meskipun sistem ini mencapai akurasi deteksi wajah sebesar 96,6% dan kecepatan inferensi 19,8 ms, fokus utamanya adalah keamanan akses gedung, berbeda dengan penelitian ini yang dikhususkan untuk presensi akademik.

Penelitian lain oleh (Yasykur & Saputra, 2024) merancang sistem presensi mahasiswa berbasis web dengan mengombinasikan metode *Single Shot Multibox Detector (SSD)* sebagai detektor dan *Local Binary Pattern Histogram (LBPH)* sebagai pengenalan. Hasilnya menunjukkan akurasi pengenalan sebesar 85%, namun penggunaan *LBPH* sebagai metode ekstraksi fitur tradisional memiliki keterbatasan ketahanan dibandingkan metode *Deep Learning* modern. Perbedaan utama dengan penelitian ini terletak pada penggunaan model deteksi yang berbeda *SSD* dibandingkan *YOLOv11* dan penggunaan *LBPH* yang merupakan metode tradisional, yang umumnya memiliki akurasi dan ketahanan lebih rendah dibandingkan *deep face embedding* pada *InsightFace*.

Selain itu, penelitian oleh (Wijaya et al., 2023) membangun sistem presensi pegawai desktop menggunakan *Deep Learning CNN* dengan model *ResNet*. Sistem ini mampu beroperasi secara *real-time* dengan kecepatan deteksi wajah yang sangat cepat, yaitu antara 60 hingga 66 milidetik. Berdasarkan pengujian terhadap 40 data wajah pegawai, sistem mencapai tingkat akurasi pengenalan sebesar 92,5%. Perbedaan utama dengan penelitian ini terletak pada arsitektur model dan platform yang digunakan, di mana penelitian ini mengintegrasikan *YOLOv11* sebagai *detektor* dan *InsightFace* sebagai pengenalan wajah pada platform berbasis website

Berdasarkan analisis terhadap penelitian-penelitian tersebut, perbedaan utama penelitian ini terletak pada integrasi dua teknologi *Deep Learning* mutakhir, yaitu *YOLOv11* dan *InsightFace*. *YOLOv11* diimplementasikan sebagai model detektor wajah berperforma tinggi yang menawarkan efisiensi komputasi lebih baik dibandingkan generasi sebelumnya (seperti *YOLOv7* atau *SSD*). Sementara itu, *InsightFace* digunakan sebagai mesin pengenalan wajah yang memanfaatkan teknik *deep face embedding* canggih, yang terbukti lebih unggul dalam akurasi dan ketahanan terhadap variasi wajah dibandingkan metode tradisional seperti *LBPH* atau *CNN*.

Penelitian ini bertujuan merancang sistem presensi mahasiswa menggunakan *face recognition* berbasis web yang mengintegrasikan kedua teknologi tersebut untuk menghasilkan mekanisme pencatatan kehadiran yang tidak hanya cepat dan *real-time*, tetapi juga memiliki tingkat keamanan tinggi terhadap potensi kecurangan.