



Contents lists available at [JESA](https://jesa.aks.or.id/index.php/jesa/index)

Journal of Engineering and Science Application

journal homepage: <https://jesa.aks.or.id/index.php/jesa/index>



Perancangan Aplikasi Presensi Mobile Berbasis Deteksi Wajah Menggunakan MobileNetV2 Studi Kasus Raja Buku Tahunan

Bayu Nur Kasah

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Banten, Indonesia

Article Info

Kata Kunci:

Presensi Mobile
Deteksi Wajah
MobileNetV2
Tensorflow Lite
Pengenal Wajah

ABSTRAK

Penelitian ini mengembangkan aplikasi presensi mobile berbasis pengenalan wajah untuk meningkatkan keamanan dan keakuratan pencatatan kehadiran karyawan di Raja Buku Tahunan. Sistem dikembangkan untuk mengatasi kelemahan metode presensi konvensional, seperti manipulasi data, praktik titip absen, kesalahan pencatatan, serta belum tersedianya pemantauan kehadiran secara real-time. Sistem memanfaatkan MediaPipe Face Detection untuk mendeteksi area wajah sebelum proses pengenalan, kemudian menggunakan model deep learning MobileNetV2 untuk melakukan ekstraksi fitur dan pengenalan wajah. Aplikasi mobile dikembangkan menggunakan React Native, sedangkan FastAPI digunakan sebagai backend dan PostgreSQL sebagai basis data. Model yang telah dikonversi ke TensorFlow Lite (TFLite) digunakan untuk mendukung proses inferensi secara efisien pada perangkat. Pengembangan perangkat lunak dilakukan menggunakan metode Agile Scrum yang disesuaikan dengan penelitian individu melalui tahapan perencanaan, pengembangan, pengujian, dan evaluasi secara iteratif. Hasil evaluasi menggunakan 2.247 data uji menunjukkan bahwa model yang diusulkan memperoleh akurasi sebesar 99,73%, presisi 99,96%, recall 99,78%, dan F1-score 99,87%. Pengujian fungsional menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan autentikasi pengguna dan mencatat data kehadiran secara otomatis serta menyediakan informasi kehadiran yang dapat dipantau secara real-time. Berdasarkan hasil pengujian tersebut, sistem yang dikembangkan dapat mendukung proses presensi karyawan yang lebih terstruktur, akurat, dan praktis dibandingkan pencatatan kehadiran secara konvensional.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Corresponding Author:

Bayu Nur Kasah
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Pamulang
Jl. Suryakencana No.1, Pamulang Bar., Kec. Pamulang, Kota Tangerang Selatan
Email: bayunurkasah2@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi *Artificial Intelligence* (AI) dan *Internet of Things* (IoT) telah mendorong berbagai sektor untuk mengadopsi sistem otomatisasi dalam pengelolaan operasional, termasuk di dalamnya sistem presensi karyawan. Kehadiran kecerdasan buatan memungkinkan mesin mengenali pola dan membuat keputusan layaknya manusia, sementara IoT menghubungkan perangkat fisik ke jaringan digital sehingga data

Journal homepage: <https://jesa.aks.or.id>

dapat dikumpulkan dan diproses secara otomatis. Dalam konteks manajemen sumber daya manusia, integrasi kedua teknologi ini membuka peluang pengembangan sistem presensi yang jauh melampaui keterbatasan metode konvensional. Sistem berbasis kertas dan tanda tangan yang selama ini banyak digunakan terbukti tidak efisien karena rentan terhadap kesalahan pencatatan (*human error*), manipulasi data berupa tipis absen, dan ketidakmampuan menyediakan informasi kehadiran secara *real-time*. Raja Buku Tahunan, sebagai vendor pembuatan buku tahunan sekolah yang menangani 2–3 sekolah per hari dengan koordinasi tim lapangan dan kantor yang kompleks, menghadapi permasalahan tersebut secara nyata. Rekapitulasi kehadiran membutuhkan 30–45 menit setiap hari dan rata-rata terjadi 2–3 kesalahan pencatatan per minggu, kondisi yang menghambat efektivitas pengambilan keputusan penugasan karyawan secara mendadak [1].

Teknologi pengenalan wajah (*face recognition*) berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) muncul sebagai solusi yang menjanjikan untuk permasalahan tersebut. CNN mampu mengekstrak fitur wajah secara hierarkis melalui lapisan konvolusi, *pooling*, dan *fully connected* sehingga menghasilkan representasi numerik yang diskriminatif untuk setiap individu. Di antara berbagai arsitektur CNN yang ada, *MobileNetV2* menonjol karena dirancang khusus untuk perangkat dengan sumber daya komputasi terbatas melalui inovasi *depthwise separable convolution* dan *inverted residual block* yang mampu mengurangi jumlah operasi matematis hingga 8–9 kali dibandingkan konvolusi standar [2]. Meskipun demikian, penerapan teknologi ini dalam kondisi operasional nyata masih menghadapi tantangan, terutama terkait variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar yang tidak frontal, dan perbedaan jarak kamera terhadap subjek. Beberapa penelitian melaporkan penurunan akurasi yang cukup signifikan pada kondisi pencahayaan redup atau saat wajah tidak menghadap langsung ke kamera [3], sehingga diperlukan mekanisme *preprocessing* citra yang andal sebelum gambar dimasukkan ke model.

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem presensi berbasis *MobileNetV2* yang mampu beroperasi secara *real-time*, akurat, dan adaptif terhadap berbagai kondisi operasional. Deteksi wajah dilakukan menggunakan *MediaPipe Face Detection* yang mengimplementasikan algoritma BlazeFace untuk mendeteksi dan memotong area wajah dari gambar kamera secara sub-milidetik. Hasil deteksi kemudian melalui tahap *preprocessing* yang meliputi pemotongan area wajah dengan *padding* 15%, perubahan ukuran ke dimensi 224×224 piksel, dan normalisasi nilai piksel ke rentang [0, 1]. Citra yang telah diproses selanjutnya diekstraksi fiturnya oleh *MobileNetV2* menjadi vektor *embedding* berdimensi 1.280 yang dinormalisasi menggunakan L2-normalization. Pengenalan identitas dilakukan dengan membandingkan nilai *embedding* menggunakan *Cosine Similarity*, dengan *confidence threshold* sebesar 0,85 sebagai batas penerimaan identitas. Arsitektur sistem menerapkan pemisahan antara inferensi di sisi server dan antarmuka di sisi *mobile* sehingga tidak membebani perangkat pengguna [4].

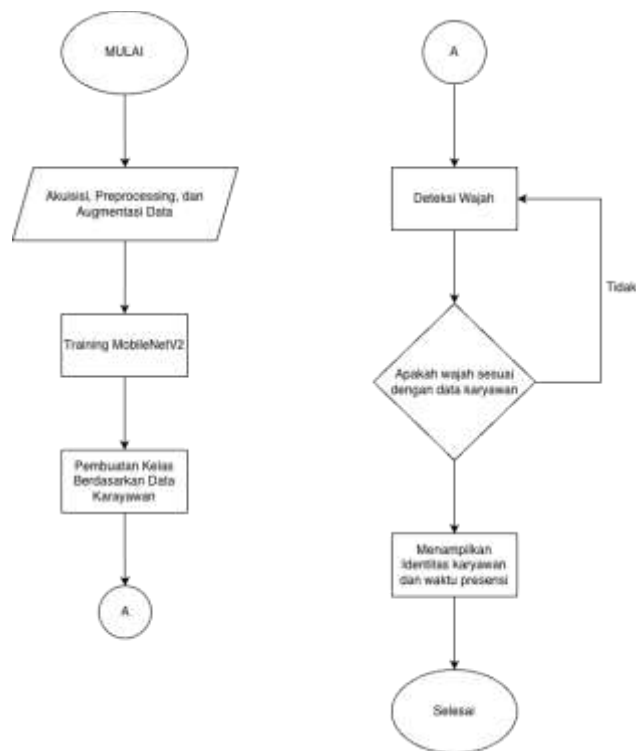
Sejumlah penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas CNN dalam sistem presensi berbasis pengenalan wajah. Febiyani et al. (2025) mengembangkan sistem presensi menggunakan *MobileNetV1* pada platform *website* dan mencapai akurasi 94% pada 150 pengujian, meski akurasi menurun pada kondisi pencahayaan redup [3]. Djohari et al. (2024) menggunakan *Single Shot Detector* (SSD) pada sistem presensi berbasis *web* dengan PostgreSQL dan mencapai akurasi 100% untuk 20 sampel pada kondisi pencahayaan sedang hingga terang [5]. Xu et al. (2021) mengusulkan modifikasi FaceNet berbasis *MobileNet* yang mempertahankan performa tinggi dengan jumlah parameter yang jauh lebih kecil [1]. Ramdani dan Rahmatulloh (2024) membuktikan bahwa *depthwise separable convolution* pada *MobileNet* menghasilkan ukuran model yang kecil dan waktu inferensi singkat, namun penelitian ini belum menyentuh implementasi pada sistem presensi *mobile* secara langsung [6]. Dari rangkaian kajian tersebut terlihat bahwa meskipun CNN terbukti efektif, tantangan pada kondisi pencahayaan yang bervariasi, rotasi wajah, dan keterbatasan sumber daya perangkat masih menjadi permasalahan yang belum terpecahkan secara menyeluruh.

Penelitian ini hadir untuk menjawab kesenjangan tersebut dengan menawarkan pendekatan yang lebih ringan dan praktis melalui penerapan *MobileNetV2* berbasis *mobile* menggunakan TensorFlow Lite tanpa memerlukan perangkat keras khusus. Tidak seperti penelitian terdahulu yang umumnya beroperasi pada platform *web* atau membutuhkan komputasi lokal di perangkat *mobile*, sistem yang dikembangkan menjalankan inferensi di sisi server Linux dalam Docker container sehingga aplikasi *mobile* hanya perlu mengirimkan gambar dan menerima hasil pengenalan. Pendekatan ini secara signifikan memperluas kompatibilitas sistem ke seluruh perangkat Android dan iOS tanpa bergantung pada spesifikasi *hardware* tertentu. Dengan mengintegrasikan *MediaPipe* untuk deteksi wajah, *MobileNetV2* untuk ekstraksi fitur, dan FastAPI sebagai *backend* REST API yang dilengkapi autentikasi JWT, sistem yang dikembangkan mampu mencapai akurasi 99,73%, presisi 99,96%, *recall* 99,78%, dan F1-Score 99,87% pada 2.247 data uji, membuktikan bahwa pendekatan ini layak diterapkan di lingkungan kerja nyata sebagai pengganti sistem presensi manual [7].

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental dengan metode pengembangan sistem berbasis *prototype* yang mengikuti framework Scrum yang diadaptasi untuk penelitian individu. Secara keseluruhan,

proses penelitian terbagi menjadi dua alur utama yang saling berkaitan: alur pemrosesan data dan pelatihan model, serta alur implementasi dan pengujian sistem. Kedua alur tersebut digambarkan secara menyeluruh pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Sistem Kerja Alat

Bagan alir mekanisme kerja aplikasi absensi portabel berbasis identifikasi wajah diproyeksikan secara menyeluruh pada Gambar 1. Inisiasi proses dimulai melalui perekaman himpunan data visual wajah pegawai memanfaatkan kamera gawai pintar, yang kemudian dilanjutkan dengan serangkaian tindakan *preprocessing* mencakup pemotongan (*cropping*) regio wajah, penskalaan standar ukuran serta intensitas piksel, hingga manipulasi data (*augmentation*) guna mengoptimalkan variabilitas dan mutu sampel data agar model memiliki tingkat generalisasi yang andal terhadap fluktuasi kondisi pencahayaan maupun sudut pengambilan gambar [8]. Pada tahap berikutnya, masing-masing entitas citra diasosiasikan dengan penanda identitas pegawai yang mencakup nama, nomor induk, serta posisi jabatan, sebelum akhirnya dialokasikan sebagai data latih dalam mengonstruksi arsitektur identifikasi wajah berbasis MobileNetV2, sebuah algoritma yang diimplementasikan atas pertimbangan efisiensi komputasi yang unggul serta performa yang presisi pada lingkungan perangkat bergerak [9]. Pasca-selesaiannya fase kompilasi model, bobot jaringan ditranslasikan ke dalam bentuk TensorFlow Lite untuk dikoneksikan dengan ekosistem *backend* FastAPI. Ketika prosedur pencatatan kehadiran dieksekusi, aplikasi *mobile* akan merekam tangkapan layar wajah pengguna yang seketika diproses oleh modul MediaPipe Face Detection guna melokalisasi area wajah, diikuti dengan ekstraksi karakteristik fitur visual menggunakan MobileNetV2 untuk dicocokkan dengan basis data identitas yang tersimpan. Apabila verifikasi pola wajah berhasil tervalidasi dan melampaui batas ambang keyakinan (*confidence threshold*) yang disyaratkan, sistem secara otomatis memunculkan profil pegawai beserta stempel waktu kehadiran sekaligus merekam transaksi presensi tersebut ke dalam repositori PostgreSQL [10]. Sebaliknya, jika identifikasi wajah mengalami kegagalan, hak akses presensi ditolak dan pengguna diinstruksikan untuk memindai ulang wajah mereka. Rangkaian alur operasional ini ditutup setelah layar menyajikan konfirmasi status keberhasilan atau penolakan presensi sesuai dengan luaran hasil pengenalan visual tersebut.

a. Pemrosesan Data

Tahap pemrosesan data diawali dengan proses pengumpulan dataset wajah karyawan Raja Buku Tahunan sebagai data latih model pengenalan wajah. Dataset dikumpulkan secara mandiri dengan merekam video wajah setiap karyawan menggunakan kamera perangkat mobile dari berbagai sudut pandang dan kondisi pencahayaan. Video yang diperoleh kemudian diekstraksi menjadi gambar menggunakan teknik *frame sampling* sehingga menghasilkan dataset yang lebih beragam. Seluruh gambar dikelompokkan berdasarkan

identitas masing-masing karyawan melalui proses *labeling*, di mana setiap folder merepresentasikan satu kelas identitas yang akan digunakan pada proses pelatihan model.

Setelah proses akuisisi data selesai, seluruh gambar melalui tahapan *preprocessing* sebelum digunakan pada proses pelatihan. Tahapan ini meliputi deteksi area wajah menggunakan MediaPipe Face Detection, pemotongan (*cropping*) area wajah dengan penambahan *padding*, perubahan ukuran citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel ke rentang 0–1, serta proses augmentasi data bagi kelas yang memiliki jumlah sampel terbatas. Teknik augmentasi dilakukan melalui rotasi acak, pembalikan horizontal, perubahan tingkat kecerahan, transformasi afin, *zoom*, dan penambahan *noise* untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap variasi kondisi nyata [11].

Dataset yang telah diproses kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan rasio 80:20 dengan metode *stratified split* agar distribusi setiap kelas tetap seimbang. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan TensorFlow 2.19.0 pada lingkungan Kaggle Notebook yang memanfaatkan GPU NVIDIA Tesla T4. Model yang digunakan adalah MobileNetV2 dengan bobot awal (*pre-trained*) ImageNet sebagai *feature extractor*. Hasil ekstraksi fitur berupa *embedding* wajah kemudian dinormalisasi menggunakan metode L2-Normalization, sedangkan proses identifikasi dilakukan menggunakan perhitungan Cosine Similarity terhadap *embedding* seluruh identitas pada dataset. Apabila nilai *similarity* berada di bawah *threshold* yang telah ditentukan, sistem akan mengklasifikasikan wajah sebagai Unknown sehingga proses presensi tidak dapat dilakukan [12].

Model yang telah selesai dilatih selanjutnya dikonversi ke format TensorFlow Lite (TFLite) agar dapat dijalankan secara efisien pada lingkungan produksi. Model TFLite kemudian diintegrasikan dengan backend FastAPI sebagai layanan inferensi yang menerima gambar dari aplikasi mobile. Pada saat pengguna melakukan presensi, aplikasi React Native mengirimkan citra wajah ke server melalui REST API. Server melakukan deteksi wajah menggunakan MediaPipe Face Detection, melakukan ekstraksi *embedding* menggunakan model MobileNetV2, kemudian menghitung tingkat kemiripan (*confidence*) menggunakan metode *Cosine Similarity*. Apabila nilai *confidence* $\geq 0,85$ maka identitas dinyatakan valid dan data presensi beserta waktu kehadiran disimpan ke dalam basis data PostgreSQL. Sebaliknya, apabila nilai *confidence* $< 0,85$, sistem mengklasifikasikan wajah sebagai Unknown sehingga proses presensi ditolak dan pengguna diminta melakukan pengambilan gambar kembali. Hasil pengenalan kemudian dikirim kembali ke aplikasi secara *real-time*.

b. Pengujian Data

Pengujian sistem dilakukan berdasarkan alur yang ditunjukkan pada Gambar 2. *Flowchart Pengujian Sistem*. Proses diawali dengan menjalankan aplikasi presensi pada perangkat mobile, kemudian pengguna melakukan autentikasi menggunakan *employee code* dan *password*. Setelah proses autentikasi berhasil, pengguna membuka menu presensi sehingga kamera perangkat aktif untuk mengambil citra wajah. Gambar yang diperoleh dikirim ke server melalui REST API untuk diproses menggunakan *MediaPipe Face Detection* dan model *MobileNetV2*. Apabila wajah berhasil dikenali dan memenuhi nilai *confidence threshold*, sistem mencatat data presensi ke dalam basis data. Sebaliknya, apabila wajah tidak dikenali atau proses validasi gagal, sistem mengembalikan pesan kesalahan sehingga pengguna dapat melakukan pengambilan gambar kembali. Seluruh hasil pengujian kemudian dianalisis untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem.

Pengujian fungsional dilakukan menggunakan metode *Black Box Testing* untuk memastikan seluruh fitur aplikasi berjalan sesuai dengan kebutuhan pengguna tanpa memperhatikan struktur kode program. Pengujian mencakup proses autentikasi, presensi masuk (*check-in*), presensi keluar (*check-out*), pengelolaan data karyawan, dashboard administrator, rekapitulasi kehadiran, serta keamanan endpoint API. Setiap skenario pengujian dibandingkan antara keluaran yang diharapkan dengan keluaran aktual untuk menentukan apakah fungsi yang diuji telah berjalan sesuai spesifikasi [13].

Selain pengujian fungsional, dilakukan pula *White Box Testing* menggunakan metode *Basis Path Testing* untuk menguji logika internal program. Pengujian dilakukan dengan membangun *flow graph* dari setiap modul utama, kemudian menghitung nilai *Cyclomatic Complexity* guna menentukan jumlah jalur independen yang harus diuji. Jalur-jalur tersebut dieksekusi satu per satu sehingga setiap percabangan logika pada modul autentikasi, presensi masuk, presensi keluar, pengelolaan data karyawan, dan rekapitulasi presensi dapat dipastikan berjalan sesuai dengan rancangan sistem [14].

Evaluasi performa model pengenalan wajah dilakukan menggunakan data uji yang telah dipisahkan sebelumnya. Hasil prediksi model dibandingkan dengan label sebenarnya melalui *Confusion Matrix* untuk mengetahui tingkat keberhasilan klasifikasi setiap kelas. Berdasarkan matriks tersebut dihitung nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* sebagai indikator performa model. Selain itu, dilakukan pula pengujian terhadap variasi kondisi pencahayaan, jarak pengambilan wajah, serta posisi wajah untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam menghadapi kondisi penggunaan nyata. Seluruh hasil evaluasi digunakan sebagai dasar dalam menilai tingkat keandalan sistem presensi mobile berbasis deteksi wajah yang dikembangkan pada penelitian ini [15].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian sistem presensi berbasis *face recognition* dilakukan terhadap lima orang partisipan yang terdiri dari satu perempuan dan empat laki-laki. Pengujian bertujuan untuk mengetahui kemampuan sistem dalam mengenali wajah pada berbagai variasi posisi kepala dan kondisi pencahayaan. Variasi posisi wajah meliputi tampak depan, menghadap kiri, menghadap kanan, menghadap atas, dan menghadap bawah, sedangkan kondisi pencahayaan terdiri atas cahaya normal, terang, dan redup. Setiap pengujian menghasilkan nilai *confidence* yang digunakan sebagai dasar dalam menentukan keberhasilan identifikasi wajah

Tabel 1. Hasil Pengujian Sistem Presensi pada Berbagai Kondisi Wajah

No	Sampel	Jenis Pengujian	<i>confidence</i>	Status
1		Menghadap depan dengan cahaya normal	1.00	Berhasil <i>Check-in</i>
2.		Menghadap ke kiri dengan cahaya normal	1.00	Berhasil <i>Check-in</i>
3		Menghadap ke kanan dengan cahaya normal	1.00	Berhasil <i>Check-in</i>
4		Menghadap ke atas dengan cahaya normal	0.97	Berhasil <i>Check-in</i>

5		Menghadap ke bawah dengan cahaya normal	0.93	Berhasil <i>Check-in</i>
6		Menghadap depan dengan cahaya terang	0.94	Berhasil <i>Check-in</i>
7		Menghadap ke kiri dengan cahaya terang	0.89	Berhasil <i>Check-in</i>
8		Menghadap ke kanan dengan cahaya terang	0.88	Berhasil <i>Check-in</i>
9		Menghadap ke atas dengan cahaya terang	0.87	Berhasil <i>Check-in</i>

10		Menghadap ke bawah dengan cahaya terang	0.97	Berhasil <i>Check-in</i>
11		Menghadap ke depan dengan cahaya gelap	0.88	Berhasil <i>Check-in</i>
12		Menghadap ke kiri dengan cahaya gelap	0.89	Berhasil <i>Check-in</i>
13		Menghadap ke kanan dengan cahaya gelap	0.86	Berhasil <i>Check-in</i>
14		Menghadap ke atas dengan cahaya gelap	0.92	Berhasil <i>Check-in</i>

15		Menghadap ke bawah dengan cahaya gelap	0.90	Berhasil <i>Check-in</i>
----	---	--	------	--------------------------

Berdasarkan Tabel 4.7, sistem berhasil melakukan identifikasi wajah pada seluruh variasi posisi dan kondisi pencahayaan yang diuji. Nilai *confidence* yang diperoleh berada pada rentang 0,86–1,00, sehingga seluruh pengujian memenuhi nilai ambang (*threshold*) yang telah ditetapkan dan menghasilkan status berhasil melakukan *check-in*. Nilai *confidence* tertinggi diperoleh pada posisi wajah menghadap depan, kiri, dan kanan dengan pencahayaan normal, sedangkan nilai terendah diperoleh pada posisi menghadap kanan dengan pencahayaan redup. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem masih mampu mengenali wajah dengan baik meskipun terdapat variasi sudut pengambilan gambar maupun perubahan intensitas cahaya.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap lima orang karyawan untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem dalam melakukan identifikasi pada kondisi penggunaan sebenarnya. Setiap karyawan melakukan sebanyak 15 kali percobaan presensi sehingga diperoleh total 75 kali pengujian.

Tabel 2. Pengujian Sistem Presensi Pada Karyawan

No.	Karyawan	Benar	Salah	Total
1	Karyawan 1	15	0	15
2	Karyawan 2	14	1	15
3	Karyawan 3	15	0	15
4	Karyawan 4	13	2	15
5	Karyawan 5	13	0	15
Total		72	3	75
Akurasi		96.0%	4.0%	100%

Berdasarkan Tabel 4.8, dari total 75 kali pengujian sistem berhasil melakukan identifikasi dengan benar sebanyak 72 kali, sedangkan sebanyak 3 kali pengujian mengalami kegagalan identifikasi. Hasil tersebut menghasilkan tingkat keberhasilan sebesar 96,0% dengan tingkat kegagalan sebesar 4,0%. Dua orang karyawan memperoleh tingkat keberhasilan 100%, sedangkan tiga karyawan lainnya mengalami beberapa kegagalan identifikasi. Perbedaan hasil tersebut diduga dipengaruhi oleh variasi posisi wajah, perubahan kondisi pencahayaan, serta kualitas citra yang diterima kamera saat proses pengenalan wajah berlangsung.

Berdasarkan hasil pengujian tersebut dapat disimpulkan bahwa sistem presensi berbasis *MobileNetV2* yang diimplementasikan menggunakan *TensorFlow Lite (TFLite)* mampu melakukan proses identifikasi wajah secara *real-time* dengan tingkat keberhasilan yang tinggi. Sistem juga mampu mengenali wajah pada berbagai variasi posisi dan kondisi pencahayaan selama nilai *confidence* yang dihasilkan berada di atas nilai *threshold* yang telah ditentukan. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem layak digunakan sebagai media presensi untuk membantu mengurangi potensi kesalahan pencatatan maupun praktik titip absen pada proses presensi karyawan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan, penelitian ini berhasil mencapai tujuan dalam merancang dan mengimplementasikan aplikasi presensi mobile berbasis deteksi biometrik wajah menggunakan algoritma *MobileNetV2* pada Raja Buku Tahunan. Sistem yang dikembangkan mampu melakukan proses autentikasi identitas melalui pengenalan wajah secara *real-time* sehingga dapat meningkatkan keamanan data kehadiran serta meminimalkan potensi manipulasi presensi, seperti praktik titip absen. Selain itu, sistem berhasil mengotomatisasi proses pencatatan dan rekapitulasi data kehadiran sehingga pengelolaan presensi menjadi lebih efisien dan akurat dibandingkan metode konvensional. Implementasi dashboard monitoring juga memungkinkan pihak manajemen memantau informasi kehadiran

karyawan secara langsung untuk mendukung pengambilan keputusan operasional. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan 2.247 data uji, model MobileNetV2 memperoleh akurasi sebesar 99,73%, presisi 99,96%, recall 99,78%, dan F1-Score sebesar 99,87%, sehingga melampaui target akurasi minimum sebesar 90% yang telah ditetapkan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma MobileNetV2 memiliki performa yang sangat baik untuk diterapkan pada sistem presensi mobile berbasis deteksi wajah. Untuk penelitian selanjutnya, sistem dapat dikembangkan dengan menambahkan mekanisme active liveness detection atau metode anti-spoofing yang lebih canggih, memperluas jumlah dan variasi dataset, serta mengoptimalkan performa sistem pada kondisi pencahayaan dan lingkungan yang lebih beragam.

REFERENCES

- [1] R. Yu, X. Zhang, Y. Zhang, J. Song, K. Liu, and Q. Miao, "Design and Implementation of Identity Verification Software Based on Deep Learning," *International Journal of Digital Crime and Forensics*, vol. 14, no. 3, 2022, doi: 10.4018/IJDCF.315796.
- [2] V. Viantyazar Septyanlie, V. Ikawati, E. Subiyanta, N. Lestari, and J. K. Saleh I Desa Cipinang Kecamatan Rajagaluh, "Face Recognition-Based Door Lock Security System Using TensorFlow Lite," *Journal homepage: Journal of Electrical Engineering and Computer (JEECOM)*, vol. 6, no. 2, 2024, doi: 10.33650/jeeecom.v4i2.
- [3] E. Febiyani, Z. Hanni Pradana, and I. Permatasari, "Analisis Sistem Monitoring Presensi Menggunakan Face Recognition Berbasis CNN dengan Arsitektur MobileNetV1," *Jurnal SINTA: Sistem Informasi dan Teknologi Komputasi*, vol. 2, no. 3, pp. 95–102, Jul. 2025, doi: 10.61124/sinta.v2i3.83.
- [4] B. Belgibayev, M. Mansurova, G. Ablay, T. Sarsembayeva, and Z. Armankyzy, "Optimization of Neural Network Models of Computer Vision for Biometric Identification on Edge IoT Devices," *J. Imaging*, vol. 11, no. 11, Nov. 2025, doi: 10.3390/jimaging11110419.
- [5] D. D. Riyandi, R. N. Hajra, H. Syaiful, S. A. Dwi, T. L. Nouval, and W. N. Deny, "Employee Attendance System with Facial Recognition Technology Using a Single Shot Detector (SSD) Algorithm," *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)*, vol. 7, no. 2, pp. 424–434, Jan. 2024, doi: 10.31289/jite.
- [6] S. Ramdani and A. Rahmatulloh, "Implementasi Mobilenet untuk Klasifikasi Gambar dan Deteksi Emosi Menggunakan KERAS," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 12, no. 2, pp. 259–264, Apr. 2024, doi: 10.26418/justin.v12i2.73389.
- [7] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," Mar. 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1801.04381>
- [8] M. R. Rani, M. Z. C. Mustafar, N. H. F. Ismail, M. S. F. Mansor, and Z. Zainuddin, "Road Peculiarities Detection using Deep Learning for Vehicle Vision System," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 1068, no. 1, p. 012001, Mar. 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1068/1/012001.
- [9] A. Alami and O. Krancher, "How Scrum adds value to achieving software quality?," *Empir. Softw. Eng.*, vol. 27, no. 7, Dec. 2022, doi: 10.1007/s10664-022-10208-4.
- [10] J. Krisna Putra and Y. Yoannita, "Transfer Learning dengan MobileNetV3 untuk Deteksi Serangan Spoofing Wajah pada Foto," *Jurnal Algoritme*, vol. 5, no. 2, pp. 218–230, Apr. 2025, doi: 10.35957/algoritme.v5i2.10954.
- [11] R. Alex and S. Nicholas, "Pengembangan Aplikasi Absensi dengan Fitur Pemindaian Wajah dan GPS untuk Verifikasi Kehadiran Otomatis Berbasis Mobile," *Jurnal Multimedia Dan Teknologi Informasi*, vol. 07, no. 02, pp. 300–315, 2025, doi: 10.54209/jatilima.v7i02.1496.
- [12] G. Indra, H. Hamida Saputri, and N. Aulia Aziza, "Penerapan MobileNet untuk Klasifikasi Kondisi Wajah Mengantuk pada Citra Wajah," *Journal of Informatics and Communications Technology*, vol. 7, no. 1, pp. 189–197, Jun. 2025, doi: 10.52661.
- [13] M. Elawady, "Sparse Coral Classification Using Deep Convolutional Neural Networks," Nov. 2015, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1511.09067>
- [14] H. Herlawati et al., "Komparasi Kinerja ResNet50 dan MobileNetV2 pada Klasifikasi Citra Multi-Domain," *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 10, no. 1, 2026, doi: 10.31603/komtika.v10.i1.16926.
- [15] N. Aini and D. Y. Liliana, "Prediksi Gender Berdasarkan Citra Mata Menggunakan Metode Convolutional Neural Network, Inception dan MobileNet," *Buletin Poltanesa*, vol. 23, no. 1, pp. 226–232, Jun. 2022, doi: 10.51967/tanesa.v23i1.1272.