

Implementasi Sistem *Hybrid* Verifikasi Kehadiran Berbasis *Embedded* untuk Monitoring Distribusi MBG

Aan Febriansyah¹, Lesta¹, Astria Jana Azzura¹, Ilham Faqih¹

¹Politeknik Manufaktur Negeri Bangka Belitung, Sungailiat

e-mail : aan9277@gmail.com

Received: 10 Agustus 2026; Received in revised form: 10 Agustus 2026;

Accepted : 11 Agustus 2026

Abstract

Attendance-data validity was essential to support accurate distribution of the Free Nutritious Meals Program. This study designed and implemented a Raspberry Pi 4-based hybrid attendance-verification system with selectable facial and fingerprint recognition. Experimental engineering was applied through device design, dataset preparation, software integration, and subsystem and integrated-system testing. Facial recognition used YOLOv5n as a trigger, MediaPipe for face detection, MobileFaceNet for embedding extraction, and cosine similarity for identity matching. The dataset produced 1,172 valid embeddings from 30 students. Testing achieved 100% fingerprint success, 100% face-detection success, and 94.7% facial-recognition accuracy. All five storage and web-dashboard functions operated as designed. The system supported local, automatic, and integrated attendance recording; however, facial-recognition performance decreased under low illumination.

Keywords: attendance system; embedded system; face recognition; fingerprint; MBG monitoring.

Abstrak

Validitas data kehadiran diperlukan untuk mendukung ketepatan distribusi Program Makan Bergizi Gratis. Penelitian ini telah merancang dan mengimplementasikan sistem verifikasi kehadiran hybrid berbasis Raspberry Pi 4 dengan pilihan pengenalan wajah dan sidik jari. Metode rekayasa eksperimental diterapkan melalui perancangan perangkat, pembuatan dataset, integrasi perangkat lunak, serta pengujian subsistem dan sistem terintegrasi. Pengenalan wajah menggunakan YOLOv5n sebagai pemicu, MediaPipe untuk deteksi wajah, MobileFaceNet untuk menghasilkan embedding, dan cosine similarity untuk pencocokan identitas. Dataset menghasilkan 1.172 embedding valid dari 30 siswa. Pengujian menunjukkan keberhasilan fingerprint 100%, face detection 100%, dan face recognition 94,7%. Seluruh lima fungsi penyimpanan dan dashboard berjalan sesuai rancangan. Sistem telah mendukung pencatatan kehadiran secara lokal, otomatis, dan terintegrasi, tetapi performa pengenalan wajah masih menurun pada pencahayaan redup.

Kata kunci: embedded system; face recognition; fingerprint; sistem kehadiran; monitoring MBG

1. PENDAHULUAN

Pencatatan kehadiran siswa tidak hanya berfungsi sebagai dokumen administratif, tetapi juga menjadi dasar validasi jumlah penerima dalam program pelayanan sekolah. Pada Program Makan Bergizi Gratis (MBG), ketidaksesuaian data antara siswa yang terdaftar dan siswa yang benar-benar hadir dapat menyebabkan jumlah makanan tidak sesuai kebutuhan, sehingga menimbulkan risiko kekurangan, kelebihan, atau pemborosan. Pedoman tata kelola MBG

menempatkan pendataan penerima dan monitoring sebagai bagian penting pelaksanaan program [1]. Program pemberian makanan di sekolah juga memerlukan pengawasan operasional yang konsisten agar distribusi dapat berjalan tepat sasaran [2]. Absensi manual masih rentan terhadap keterlambatan rekapitulasi, kesalahan penulisan, kehilangan dokumen, dan presensi oleh pihak lain. Sistem berbasis pengenalan wajah telah digunakan untuk mengurangi kontak langsung dan mempercepat pencatatan, misalnya melalui ESP32-CAM [3]

maupun perangkat portabel berbasis model ringan [4]. Walaupun praktis, metode wajah dipengaruhi oleh intensitas cahaya, jarak kamera, sudut wajah, kualitas citra, dan perubahan tampilan pengguna. Sebaliknya, sidik jari memiliki ciri yang unik, tetapi proses pembacaannya dapat terganggu oleh permukaan jari yang basah, kotor, terluka, atau ditempelkan pada sudut yang tidak tepat [5], [6].

Pendekatan biometrik multimodal dikembangkan untuk mengurangi kelemahan satu karakteristik biometrik. Penggabungan dapat dilakukan pada tingkat sensor, fitur, skor, atau keputusan [7]. Pada penerapan yang membutuhkan kesederhanaan operasi, dua metode dapat disediakan sebagai pilihan dan *fallback* pada tingkat keputusan: pengguna menjalankan salah satu mode, kemudian berpindah ke metode lain apabila verifikasi pertama gagal. Pendekatan ini berbeda dari *score-level fusion* karena nilai wajah dan sidik jari tidak dijumlahkan, tetapi menawarkan fleksibilitas operasional dengan kebutuhan komputasi yang lebih rendah. Pemrosesan biometrik pada perangkat embedded memberi keuntungan berupa latensi rendah, penghematan bandwidth, kemandirian terhadap layanan cloud, dan peningkatan privasi karena citra dapat diproses secara lokal [8], [9], [10]. Namun, kemampuan komputasi perangkat seperti Raspberry Pi terbatas sehingga diperlukan model ringan dan alur pemrosesan yang efisien. MobileFaceNet dirancang untuk verifikasi wajah pada perangkat bergerak dan menghasilkan representasi fitur yang kompak [11]. MediaPipe menyediakan pipeline persepsi real-time [12], sedangkan keluarga YOLO dapat digunakan sebagai pendeteksi objek cepat dan ringan [13], [14].

Penelitian terdahulu umumnya membahas satu metode biometrik, pengembangan model pengenalan, atau sistem monitoring secara terpisah. Masih terbatas penelitian yang mengintegrasikan pilihan verifikasi wajah dan sidik jari, pemrosesan AI lokal, antarmuka pengguna, penyimpanan kehadiran, ekspor laporan, dan dashboard web dalam satu perangkat untuk konteks monitoring distribusi MBG.

Kesenjangan tersebut menjadi dasar pengembangan sistem pada penelitian ini.

Kontribusi penelitian ini terdiri atas empat bagian. Pertama, sistem mengintegrasikan mode *Face Only* dan *Fingerprint Only* dalam satu perangkat Raspberry Pi 4 dengan mekanisme fallback pada tingkat keputusan. Kedua, pipeline wajah menggabungkan YOLOv5n, MediaPipe, MobileFaceNet, dan cosine similarity agar pengenalan dapat berjalan lokal. Ketiga, hasil autentikasi disimpan otomatis dan ditampilkan pada dashboard web dengan rekap harian, mingguan, dan bulanan. Keempat, sistem dievaluasi pada kondisi jari, jarak kamera, pencahayaan, sudut wajah, pengguna tidak terdaftar, dan fungsi monitoring. Penelitian bertujuan menilai apakah integrasi tersebut mampu menjalankan verifikasi kehadiran dan monitoring MBG secara otomatis serta mengidentifikasi kondisi yang masih membatasi performa.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Tahapan Penelitian dan Kebutuhan

Penelitian menggunakan metode rekayasa eksperimental. Tahapan yang dilakukan meliputi studi literatur, analisis kebutuhan, perancangan perangkat keras dan perangkat lunak, implementasi, pembuatan dataset dan embedding, pengujian subsistem, pengujian terintegrasi, evaluasi, dan perbaikan. Luaran setiap tahap berupa rancangan arsitektur, prototipe perangkat, basis data biometrik, aplikasi antarmuka, dashboard monitoring, serta data hasil pengujian.

Kebutuhan fungsional meliputi pendaftaran siswa, pengambilan dataset wajah, pendaftaran sidik jari, pemilihan mode verifikasi, penolakan pengguna tidak terdaftar, pencatatan waktu kehadiran, penyimpanan mode absensi, rekap laporan, dan akses dashboard melalui jaringan lokal. Kebutuhan nonfungsional meliputi pemrosesan lokal, waktu respons yang dapat diterima untuk penggunaan absensi, antarmuka yang sesuai dengan layar 7 inci, dan kemampuan sistem beroperasi tanpa laptop setelah data biometrik tersedia.

Tabel 1. Perbandingan Penelitian Terdahulu dan Posisi Penelitian Ini

Penelitian	Fokus	Keterbatasan	Posisi penelitian ini
Hamidah et al. [3]	ESP32-CAM dan face recognition untuk absensi karyawan	Satu biometrik dan belum terhubung ke monitoring MBG	Menambahkan Raspberry Pi, fingerprint, dan dashboard
Surantha dan Sugijakko [4]	Sistem portabel face recognition ringan dengan liveness	Fokus pada wajah dan tidak membahas integrasi fingerprint	Menggunakan pilihan dua metode verifikasi
Chen et al. [11]	MobileFaceNet untuk verifikasi wajah pada perangkat mobile	Berfokus pada model, bukan sistem kehadiran end-to-end	Model digunakan sebagai ekstraktor embedding lokal
Minaee et al. [5] dan Singh et al. [7]	Konsep fusion dan biometrik multimodal	Tidak spesifik pada perangkat MBG	Fallback diterapkan pada decision level
Shi et al. [9]; Lin [10]	Edge computing dan embedded AI	Kajian umum	Pemrosesan biometrik dan monitoring dijalankan lokal

2.2. Pengenalan Wajah Ringan dan Pencocokan Identitas

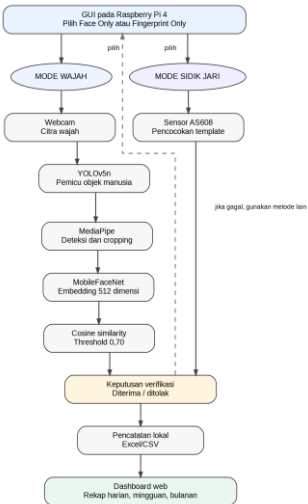
Pipeline pengenalan wajah umumnya terdiri atas deteksi, normalisasi atau cropping, ekstraksi fitur, dan pencocokan. MobileFaceNet mengekstraksi karakteristik wajah menjadi vektor numerik yang dapat dibandingkan secara efisien [11]. Pencocokan berbasis sudut antarfitur banyak digunakan pada pengenalan wajah karena arah vektor lebih penting daripada besar magnitudonya. Pendekatan berbasis cosine juga menjadi dasar berbagai fungsi loss pada pengenalan wajah modern [15], [16].

Pada sistem ini, YOLOv5n tidak digunakan sebagai pengenalan identitas. Model tersebut bertindak sebagai pemicu keberadaan objek manusia pada interval tertentu, sedangkan MediaPipe mendeteksi dan memotong area wajah. MobileFaceNet menghasilkan embedding 512 dimensi,

kemudian cosine similarity menentukan kedekatan terhadap basis data. Pembagian tugas ini mengurangi beban pemrosesan berulang dan mempertahankan fungsi tiap model secara jelas.

2.3. Arsitektur dan Mekanisme Kerja

Arsitektur sistem ditunjukkan pada Gambar 1. Pengguna memilih Face Only atau Fingerprint Only melalui GUI. Pada mode wajah, webcam menangkap frame; YOLOv5n memicu proses ketika objek manusia terdeteksi; MediaPipe menemukan area wajah; MobileFaceNet membentuk embedding; dan cosine similarity membandingkan embedding dengan basis data. Pada mode fingerprint, sensor AS608 melakukan pencocokan template di memori sensor. Identitas yang valid diteruskan ke modul pencatatan.



Gambar 1. Arsitektur Sistem Hybrid Verifikasi Kehadiran Dan Monitoring

Istilah hybrid pada penelitian ini merujuk pada ketersediaan dua metode verifikasi dalam satu alat dan perpindahan metode ketika verifikasi gagal. Sistem tidak

melakukan penggabungan skor wajah dan sidik jari. Keputusan dibuat secara terpisah untuk setiap mode agar operasi sederhana dan beban pemrosesan tetap sesuai kemampuan Raspberry Pi 4. Setelah verifikasi berhasil, nama, kelas, jenis kelamin, tanggal, waktu, dan mode absensi disimpan ke file lokal. Dashboard membaca data tersebut dan menyajikan rekap serta grafik monitoring.

Pada mode wajah, webcam menangkap frame; YOLOv5n memicu proses ketika objek manusia terdeteksi; *MediaPipe* menemukan area wajah; *MobileFaceNet* membentuk embedding; dan *cosine similarity* membandingkan embedding dengan basis data. Pada mode *fingerprint*, sensor AS608

melakukan pencocokan template di memori sensor. Identitas yang valid diteruskan ke modul pencatatan. Istilah hybrid pada penelitian ini merujuk pada ketersediaan dua metode verifikasi dalam satu alat dan perpindahan metode ketika verifikasi gagal. Sistem tidak melakukan penggabungan skor wajah dan sidik jari. Keputusan dibuat secara terpisah untuk setiap mode agar operasi sederhana dan beban pemrosesan tetap sesuai kemampuan Raspberry Pi 4. Setelah verifikasi berhasil, nama, kelas, jenis kelamin, tanggal, waktu, dan mode absensi disimpan ke file lokal. Dashboard membaca data tersebut dan menyajikan rekap serta grafik monitoring.

Tabel 2. Komponen Utama Sistem

Komponen	Fungsi Dan Spesifikasi Utama
Raspberry Pi 4 Model B	RAM 4 GB; pusat pemrosesan, GUI, penyimpanan, dan web server
Webcam JETE W9	Resolusi 1080p; input citra wajah
Sensor AS608	Antarmuka UART 57.600 bps; pendaftaran dan pencocokan sidik jari
LCD IPS 7 inci	Resolusi 1024x600; antarmuka pengguna
Perangkat lunak	Python, OpenCV, YOLOv5n, MediaPipe, MobileFaceNet ONNX, Tkinter, Flask, dan OpenPyXL

2.4. Verifikasi Biometrik pada Perangkat Embedded

Biometrik memverifikasi identitas melalui karakteristik biologis yang relatif unik. Sistem unimodal hanya menggunakan satu sumber, sedangkan sistem multimodal memanfaatkan lebih dari satu sumber untuk meningkatkan keandalan [5], [7]. Pada sistem kehadiran, pengenalan wajah memberikan pengalaman tanpa kontak, tetapi sensitif terhadap kondisi lingkungan. Fingerprint menawarkan pencocokan yang cepat dan stabil pada sensor khusus, namun membutuhkan kontak fisik serta dipengaruhi kondisi permukaan jari. Oleh karena itu, pemilihan metode secara adaptif dapat meningkatkan keberlanjutan layanan ketika salah satu sensor tidak bekerja optimal. Edge computing memindahkan proses komputasi mendekati sumber data sehingga keputusan dapat dihasilkan tanpa mengirim seluruh data ke server jarak jauh [9]. Pemrosesan jaringan saraf pada perangkat memiliki tantangan memori, beban prosesor, suhu, dan konsumsi daya [8], [10]. Pemilihan model ringan dan pembatasan frekuensi inferensi menjadi penting agar sistem tetap responsif. Pada penelitian ini, Raspberry Pi 4

menjalankan pipeline pengenalan wajah, komunikasi sensor sidik jari, antarmuka grafis, pencatatan, dan layanan dashboard dalam satu perangkat.

2.5. Dataset, Embedding, dan Penentuan Threshold

Dataset terdiri atas 30 siswa. Pengambilan citra dilakukan dengan variasi ekspresi dan posisi agar setiap identitas memiliki beberapa representasi. Area wajah dipotong ketika pengambilan dataset, disesuaikan dengan ukuran masukan *MobileFaceNet* 112x112 piksel, dinormalisasi, dan diproses menjadi embedding 512 dimensi. Citra dengan kualitas tidak memenuhi kriteria tidak digunakan. Seluruh embedding valid disimpan dalam berkas NumPy bersama label identitas. Kemiripan antara embedding uji x dan embedding referensi y dihitung menggunakan *cosine similarity*. Nilai mendekati satu menunjukkan arah vektor yang semakin mirip. Identitas dipilih dari nilai tertinggi, kemudian keputusan diterima apabila nilai tersebut memenuhi threshold dan tidak ambigu terhadap kandidat lain.

2.6. Prosedur Pengujian

Pengujian dilakukan terhadap *fingerprint*, *face detection*, *face recognition*, *database*, *dashboard*, dan alur end-to-end. Pengujian fingerprint menggunakan jari terdaftar pada

kondisi normal atau kering, sedikit basah, dan sudut miring. Jari tidak terdaftar digunakan untuk mengevaluasi penolakan. Waktu respons GUI dihitung sejak proses identifikasi dimulai hingga hasil tampil.

Tabel 3. Skenario Dan Ukuran Pengujian

Subsistem	Skenario	Jumlah uji	Parameter
Fingerprint terdaftar	Normal/kering, sedikit basah sudut miring	60 percobaan	Keberhasilan dan waktu respons
Fingerprint tidak terdaftar	Template tidak tersimpan	20 percobaan	Tingkat penolakan
Face detection	2 jarak x 2 pencahayaan + 2 kondisi sudut	600 percobaan	Detection success rate
Face recognition	Normal, redup, tidak terdaftar	150 percobaan	Akurasi dan similarity
Monitoring web	Penyimpanan, tampilan, ekspor, akses jaringan	5 aspek	Kesesuaian fungsi

Face detection diuji pada jarak 50 cm dan 70 cm, pencahayaan normal dan redup, serta kemiringan wajah $\pm 30^\circ$. Setiap

kombinasi dilakukan 100 kali sehingga total pengujian deteksi mencapai 600 percobaan.

Tabel 4. Penentuan Threshold Cosine Similarity

Threshold	Hasil pengamatan	Keputusan
0,60	Terlalu longgar; meningkatkan risiko wajah berbeda diterima	Tidak digunakan
0,70	Memberikan kompromi antara penerimaan wajah valid dan penolakan wajah berbeda	Digunakan
0,80	Terlalu ketat; penolakan meningkat pada citra dengan kualitas rendah	Tidak digunakan

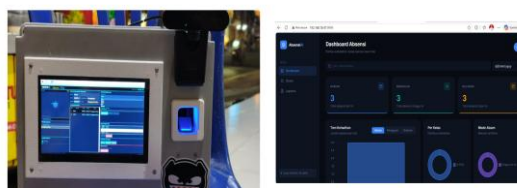
Metrik yang digunakan adalah persentase percobaan ketika wajah berhasil terdeteksi. Nilai tersebut merupakan success rate pada skenario terkendali dan tidak diposisikan sebagai mean Average Precision. *Face recognition* diuji melalui tiga skenario, yaitu pengguna terdaftar pada pencahayaan normal, pengguna terdaftar pada pencahayaan redup, dan pengguna tidak terdaftar. Setiap skenario dilakukan 50 kali. Keputusan benar mencakup identitas terdaftar yang dikenali sesuai label dan pengguna tidak terdaftar yang ditolak. Pengujian fungsi

monitoring memeriksa penyimpanan, dashboard, halaman siswa, ekspor laporan, dan akses melalui perangkat lain.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Implementasi Perangkat dan Antarmuka

Prototipe berhasil mengintegrasikan Raspberry Pi 4, kamera, sensor AS608, dan LCD ke dalam satu perangkat. Tampilan prototipe dan dashboard ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Implementasi Prototipe dan Dashboard Monitoring

GUI menyediakan pilihan mode, status kamera dan sensor, tombol pendaftaran sidik jari, reset absensi, ekspor laporan, serta tabel log kehadiran. Laptop hanya digunakan pada tahap pembuatan dataset dan pengembangan; proses verifikasi berjalan pada Raspberry Pi. Dashboard web menampilkan jumlah kehadiran harian, mingguan, dan bulanan, tren kehadiran, distribusi berdasarkan kelas, serta penggunaan mode verifikasi. Halaman siswa

memuat identitas dan riwayat terakhir, sedangkan halaman laporan menyediakan filter dan ekspor Excel.

3.2. Hasil Pembentukan *Embedding*

Proses validasi menghasilkan 1.172 embedding dari 30 siswa. Setiap embedding memiliki 512 elemen sehingga bentuk data akhir adalah (1172, 512).

Tabel 1. Ringkasan Basis Data *Embedding* Wajah

Parameter	Hasil
Jumlah siswa	30
<i>Embedding valid</i>	1.172
Dimensi <i>embedding</i>	512
Bentuk data	(1172, 512)
Rata-rata waktu per <i>embedding</i>	0,0155 detik
Total waktu pembentukan	18,206 detik

Rata-rata waktu pembentukan satu embedding tercatat 0,0155 detik dan keseluruhan proses berlangsung 18,206 detik pada tahap persiapan basis data. Jumlah embedding antarsiswa tidak sama karena citra yang tidak memenuhi kualitas dihapus. Variasi jumlah ini tidak menghambat pencocokan karena seluruh vektor disimpan dengan label identitas yang sesuai.

3.3. Hasil Pengujian *Fingerprint*

Seluruh 60 percobaan sidik jari terdaftar berhasil dikenali dengan rata-rata waktu respons 1,18 detik. Perbedaan waktu pada tiga kondisi relatif kecil, menunjukkan bahwa komunikasi UART dan pencocokan template berjalan stabil pada skenario yang diuji.

Tabel 2. Hasil Pengujian *Fingerprint*

Kondisi	Uji	Benar	Gagal	Hasil	Respons GUI
Jari normal/ kering	20	20	0	100%	1,12 detik
Jari sedikit basah	20	20	0	100%	1,20 detik
Jari terdaftar, sudut miring	20	20	0	100%	1,23 detik
Jari tidak terdaftar	20	20 ditolak	0 salah terima	100% penolakan	-

Dua puluh percobaan sidik jari tidak terdaftar seluruhnya ditolak sehingga tidak ditemukan salah terima pada pengujian tersebut. Hasil 100% perlu dibaca sesuai batas eksperimen. Kondisi “sedikit basah” belum mewakili jari sangat basah, berminyak, kotor, atau rusak. Jumlah pengguna dan jari uji juga perlu diperbesar untuk mengestimasi False Acceptance Rate dan False Rejection Rate secara lebih representatif. Meskipun demikian, pengujian menunjukkan bahwa

fingerprint dapat berfungsi sebagai alternatif ketika pencahayaan tidak mendukung pengenalan wajah.

3.4. Hasil *Face Detection*

Enam skenario face detection masing-masing diuji 100 kali. Wajah berhasil terdeteksi pada seluruh 600 percobaan untuk jarak 50–70 cm, pencahayaan normal maupun redup, dan sudut $\pm 30^\circ$. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi pemicu YOLOv5n dan detektor MediaPipe mampu

menjaga keberadaan wajah tetap terdeteksi selama wajah masih berada dalam frame. Namun, success rate ini hanya mengukur keberhasilan menemukan wajah pada kondisi terkontrol. Penelitian belum menghitung precision terhadap frame tanpa wajah, confidence distribution, atau mAP, sehingga

klaim dibatasi pada kestabilan deteksi operasional.

3.5. Hasil Face Recognition dan Verifikasi

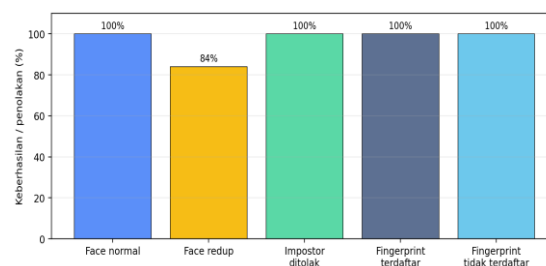
Pada pencahayaan normal, seluruh pengguna terdaftar dikenali dengan similarity 0,74–0,89 dan rata-rata 0,81.

Tabel 3. Hasil Verifikasi Uji Face Recognition

Skenario	Uji	Benar	Gagal	Akurasi	Rata-rata	Rentang similarity
Terdaftar - pencahayaan normal	50	50	0	100,0%	0,81	0,74–0,89
Terdaftar - pencahayaan redup	50	42	8	84,0%	0,78	0,65–0,89
Pengguna tidak terdaftar	50	50 ditolak	0 salah terima	100% penolakan	0,46	0,31–0,58
Total	150	142	8	94,7%	-	-

Pada pencahayaan redup, delapan percobaan gagal karena nilai *similarity* turun ke kisaran 0,65–0,69, yaitu di bawah *threshold* 0,70. Walaupun rata-rata skenario redup tetap 0,78, penyebaran nilai yang lebih lebar menunjukkan bahwa pencahayaan memengaruhi kualitas *crop* dan *embedding*. Pengguna tidak terdaftar menghasilkan *similarity* 0,31–0,58 dengan rata-rata 0,46 dan seluruhnya ditolak. Akurasi keseluruhan *face recognition* adalah 94,7%. Perbedaan antara

deteksi 100% dan pengenalan 84% pada cahaya redup menunjukkan bahwa keberhasilan menemukan wajah tidak otomatis menjamin kualitas identifikasi. Detektor masih dapat membentuk *bounding box*, tetapi citra yang gelap mengurangi informasi fitur untuk *MobileFaceNet*. Temuan ini menguatkan kajian bahwa sistem biometrik wajah dipengaruhi kualitas citra [5] dan menunjukkan alasan praktis penyediaan *fingerprint* sebagai *fallback*.



Gambar 3 Perbandingan Hasil Pengujian Pada Skenario Utama

3.6. Hasil Database, Dashboard, dan Sistem Terintegrasi

Seluruh lima aspek monitoring berfungsi sesuai rancangan. Pada pengujian

terintegrasi yang mencakup *Face Only* normal, *Face Only redup*, penolakan wajah tidak terdaftar, dan *Fingerprint Only* terdaftar, terdapat 202 keputusan benar dari 210 percobaan atau 96,2%.

Tabel 4. Pengujian Fungsi Database dan Monitoring Web

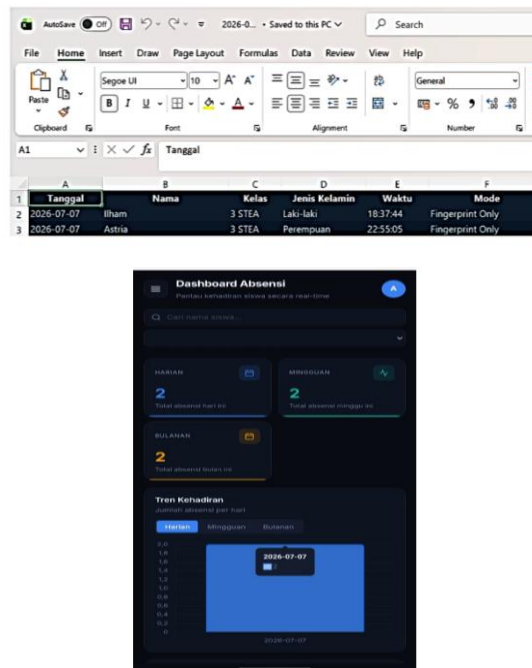
Aspek	Hasil pengujian	Status
Penyimpanan data absensi	Nama, kelas, jenis kelamin, tanggal, waktu, dan mode tersimpan pada file harian	Berhasil
Dashboard	Ringkasan, grafik, kelas, dan mode absensi tampil	Berhasil
Halaman siswa	Identitas, total hadir, dan kehadiran terakhir tampil	Berhasil
Laporan dan ekspor	Filter tanggal/kelas dan ekspor Excel berfungsi	Berhasil
Akses jaringan lokal	Dashboard dapat dibuka melalui perangkat lain dan diperbarui	Berhasil

Nilai tersebut dipisahkan dari pengujian lima fungsi web karena percobaan biometrik

dan aspek fungsional memiliki satuan yang berbeda. Dua puluh percobaan fingerprint

tidak terdaftar juga ditolak pada pengujian keamanan terpisah. Integrasi penyimpanan dan dashboard menjadikan sistem tidak

berhenti pada identifikasi biometrik, tetapi menghasilkan data yang dapat digunakan petugas untuk monitoring.



Gambar 4 Bukti Penyimpanan Data dan Akses Dashboard Melalui Jaringan Lokal

Keunggulan pemrosesan lokal adalah proses autentikasi tetap berjalan tanpa layanan *cloud*. Jaringan hanya dibutuhkan ketika dashboard diakses dari perangkat lain. Pendekatan ini sejalan dengan konsep *edge computing* yang menempatkan proses utama dekat sumber data [9], [10].

3.7. Pembahasan Umum dan Keterbatasan

Dibandingkan absensi berbasis ESP32-CAM [3], Raspberry Pi menyediakan kapasitas untuk menjalankan model *embedding*, GUI, penyimpanan, dan web server secara bersamaan. Dibandingkan sistem portabel berbasis wajah [4], penelitian ini menambahkan sidik jari sebagai pilihan operasional, tetapi belum memiliki *liveness detection*. Kontribusi utama bukan model AI baru, melainkan integrasi pipeline ringan, mekanisme *fallback*, dan monitoring MBG pada satu perangkat.

Sistem masih memiliki beberapa keterbatasan. Dataset hanya mencakup 30 siswa dari lingkungan tertentu sehingga generalisasi terhadap populasi lebih luas belum diuji. Eksperimen dilakukan pada kondisi terkontrol dan belum berlangsung sebagai uji operasional jangka panjang saat

distribusi MBG. *Face recognition* belum dievaluasi pada *backlight* kuat, masker, perubahan penampilan, maupun pergerakan banyak orang. Pengujian fingerprint belum mencakup variasi pengguna yang besar dan kondisi jari ekstrem. Selain itu, sistem belum menerapkan *liveness detection* dan login administrator pada dashboard.

Perbaikan yang disarankan adalah menambah variasi dan pemisahan data enrollment-testing, menguji *threshold* pada rentang yang lebih rapat, menghitung confusion matrix, FAR, FRR, *precision*, *recall*, dan F1-score, serta mengukur CPU, RAM, suhu, dan *latency* pada pemakaian berulang. Pengujian lapangan dengan jumlah siswa lebih banyak diperlukan untuk mengukur dampak sistem terhadap waktu antrean, kesesuaian jumlah penerima, dan efisiensi rekap distribusi MBG.

4. SIMPULAN

Sistem hybrid verifikasi kehadiran berbasis Raspberry Pi 4 telah berhasil mengintegrasikan pilihan *Face Only* dan *Fingerprint Only*, pemrosesan wajah lokal, pencatatan Excel/CSV, serta dashboard web

untuk monitoring distribusi MBG. Basis data terdiri atas 1.172 embedding dari 30 siswa. *Fingerprint* mencapai keberhasilan 100% pada 60 percobaan pengguna terdaftar dan menolak seluruh 20 percobaan tidak terdaftar dengan rata-rata respons 1,18 detik. *Face detection* berhasil pada 600 percobaan terkendali, sedangkan *face recognition* memperoleh akurasi 94,7%; penurunan utama terjadi pada pencahayaan redup. Seluruh lima fungsi monitoring berjalan sesuai rancangan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa integrasi dua metode dan *fallback* dapat mempertahankan layanan verifikasi ketika salah satu kondisi biometrik kurang optimal. Implementasi selanjutnya perlu memperluas subjek, menambahkan *liveness detection*, memperkuat evaluasi statistik, dan melakukan uji lapangan pada distribusi MBG yang sebenarnya.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Politeknik Manufaktur Negeri Bangka Belitung yang telah memberikan dukungan dalam pelaksanaan penelitian ini. Penulis juga menyampaikan terima kasih pihak sekolah yang telah memberikan dukungan, fasilitas, dan bantuan selama proses penelitian hingga penyusunan artikel ini. Dukungan tersebut sangat membantu dalam penyelesaian penelitian mengenai sistem hybrid verifikasi kehadiran siswa berbasis embedded system pada distribusi Makan Bergizi Gratis (MBG).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Gizi Nasional Republik Indonesia, *Keputusan Kepala Badan Gizi Nasional Nomor 401.1 Tahun 2025 tentang Petunjuk Teknis Tata Kelola Penyelenggaraan Program Makan Bergizi Gratis Tahun Anggaran 2026*, Jakarta, 29 Desember 2025.
- [2] M. E. L. P. Wabe, P. V. Pontillas, and J. D. Comon, "Practices and Challenges of School-Based Feeding Program of Opol West District," *Eur. Mod. Stud. J.*, vol. 8, no. 4, pp. 278–318, 2024, doi: 10.59573/emsj.8(4).2024.13.
- [3] A. Hamidah, M. Reno, K. Kusrudi, R. T. Subagio, P. Sokibi, and P. Rizqiyah, "PENERAPAN ESP32CAM UNTUK SISTEM ABSENSI KARYAWAN DENGAN METODE FACE RECOGNITION," *J. Digit.*, vol. 14, no. 2, p. 142–152, Dec. 2024, doi: 10.51920/jd.v14i2.405.
- [4] N. Surantha and B. Sugijakko, "Lightweight face recognition-based portable attendance system with liveness detection," *Internet of Things (Netherlands)*, vol. 25, no. January, p. 101089, 2024, doi: 10.1016/j.iot.2024.101089.
- [5] S. Minaee, A. Abdolrashidi, H. Su, M. Bennamoun, and D. Zhang, "Biometrics recognition using deep learning: a survey," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, no. 8, pp. 8647–8695, 2023, doi: 10.1007/s10462-022-10237-x.
- [6] L. Efrizoni, S. Armoogum, and M. Z. Zakaria, "Deep Learning Innovations in Fingerprint Recognition: A Comparative Study of Model Efficiencies," *Int. J. Adv. Artif. Intell. Mach. Learn.*, vol. 1, no. 1, pp. 28–35, 2024, doi: 10.58723/ijaauml.v1i1.294.
- [7] M. Singh, R. Singh, and A. Ross, "A comprehensive overview of biometric fusion," *Inf. Fusion*, vol. 52, no. i, pp. 187–205, 2019, doi: 10.1016/j.inffus.2018.12.003.
- [8] V. Sze, Y. H. Chen, T. J. Yang, and J. S. Emer, "Efficient Processing of Deep Neural Networks: A Tutorial and Survey," *Proc. IEEE*, vol. 105, no. 12, pp. 2295–2329, 2017, doi: 10.1109/JPROC.2017.2761740.
- [9] W. Shi, J. Cao, Q. Zhang, Y. Li, and L. Xu, "Edge Computing: Vision and Challenges," *IEEE Internet Things J.*, vol. 3, no. 5, pp. 637–646, 2016, doi: 10.1109/JIOT.2016.2579198.
- [10] H. Y. Lin, "Embedded Artificial Intelligence: Intelligence on Devices," *Computer (Long. Beach. Calif.)*, vol. 56, no. 9, pp. 90–93, 2023, doi: 10.1109/MC.2023.3280397.
- [11] S. Chen, Y. Liu, X. Gao, and Z. Han, "MobileFaceNets: Efficient CNNs for accurate real-time face verification on mobile devices," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 10996 LNCS, pp. 428–438, 2018, doi: 10.1007/978-3-319-97909-0_46.
- [12] C. Lugaresi et al., "MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines," arXiv preprint arXiv:1906.08172, 2019, doi: 10.48550/arXiv.1906.08172.
- [13] A. A. Murat and M. S. Kiran, "A

-
- Comprehensive Review on YOLO Versions for Object Detection,” *Engineering Science and Technology, an International Journal*, vol. 70, Art. no. 102161, Oct. 2025, doi: 10.1016/j.jestch.2025.102161.
- [14] R. Khanam and M. Hussain, “What is YOLOv5: A Deep Look into the Internal Features of the Popular Object Detector,” arXiv preprint arXiv:2407.20892, 2024, doi: 10.48550/arXiv.2407.20892.
- [15] H. Wang et al., “CosFace: Large Margin Cosine Loss for Deep Face Recognition,” *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 5265–5274, 2018, doi: 10.1109/CVPR.2018.00552.
- [16] C. Oinar, B. M. Le, and S. S. Woo, “KappaFace: Adaptive Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition,” *IEEE Access*, vol. 11, no. 1, pp. 137138–137150, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3338648.