

Evaluasi Prototipe Absensi Mahasiswa Berbasis Eigenface Pada Skenario Kelas Multiwajah

Susi Widyastuti¹ [ORCID: 0009-0002-5096-5671], Faisal Akbar² [ORCID: 0000-0001-6778-1049], Rifqi Arnoldy
Rachman³

¹ Manajemen Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Poltek Cirebon, Indonesia

^{2,3} Teknik Informatika Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Poltek Cirebon, Indonesia

* Corresponding author: miss_siwy@yahoo.com

Received	Revised	Accepted	Published online
4 August 2026	13 August 2026	13 August 2026	14 August 2026

DOI: <https://doi.org/10.58468/jcsai.v3i2.31>

ABSTRACT

Automated attendance systems based on facial biometrics can reduce manual recording, but their deployment requires a clear separation between face detection and identity recognition. This study evaluates an Eigenface-based attendance prototype in a multi-face classroom setting and reanalyzes the archived test results using a reproducible statistical protocol. The prototype processes camera frames through face localization, grayscale conversion, cropping and resizing, principal component analysis projection, Euclidean-distance matching, and attendance recording. The available evaluation comprised 30 trials, each containing 17 target faces, yielding 510 face-detection opportunities. Trial-level detection coverage was defined as the number of detected faces divided by 17. Across all trials, 310 faces were detected, corresponding to an aggregate coverage of 60.78%. Trial-level coverage ranged from 29.41% to 82.35%, with a mean of 60.78%, a standard deviation of 14.44 percentage points, and a 95% *t*-confidence interval of 55.39%–66.17%. These results demonstrate that the prototype can execute the intended attendance workflow but is not yet sufficiently reliable for unsupervised operational use. Because the archived data contain only detected-face counts, they cannot establish identity-recognition accuracy, false acceptance, or false rejection. The study contributes a corrected evaluation of the prototype, an explicit distinction between detection and recognition evidence, and a deployment-readiness framework for subsequent controlled validation.

Keywords— automated attendance; computer vision; Eigenface; face detection; facial recognition; principal component analysis

ABSTRAK

Sistem absensi otomatis berbasis biometrik wajah berpotensi mengurangi pencatatan manual, tetapi penerapannya memerlukan pemisahan yang jelas antara deteksi wajah dan pengenalan identitas. Penelitian ini mengevaluasi prototipe absensi berbasis Eigenface pada skenario kelas multiwajah dan menganalisis ulang hasil pengujian arsip menggunakan protokol statistik yang dapat ditelusuri. Prototipe memproses bingkai kamera melalui lokalisasi wajah, konversi ke skala abu-abu, pemotongan dan perubahan ukuran citra, proyeksi principal component analysis, pencocokan menggunakan Euclidean distance, serta pencatatan kehadiran. Evaluasi yang tersedia terdiri atas 30 percobaan dengan 17 wajah target pada setiap percobaan sehingga menghasilkan 510 peluang deteksi. Cakupan deteksi setiap percobaan dihitung sebagai jumlah wajah terdeteksi dibagi 17. Secara keseluruhan, 310 wajah terdeteksi atau setara dengan cakupan agregat 60,78%. Cakupan per percobaan berkisar antara 29,41% dan 82,35%, dengan rata-rata 60,78%, simpangan baku 14,44 poin persentase, dan interval kepercayaan *t* 95% sebesar 55,39%–66,17%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa prototipe dapat menjalankan alur absensi, tetapi belum cukup andal untuk digunakan tanpa pengawasan. Karena data arsip hanya memuat jumlah wajah terdeteksi, hasil ini belum dapat membuktikan akurasi identifikasi, penerimaan salah, maupun penolakan salah. Kontribusi penelitian adalah

koreksi evaluasi prototipe, pemisahan bukti deteksi dan pengenalan, serta kerangka kesiapan penerapan untuk validasi lanjutan.

Kata kunci— absensi otomatis; deteksi wajah; Eigenface; pengenalan wajah; penglihatan komputer; principal component analysis



© 2026 The Authors. Published by PT Berkah Digital Teknologi.
This article is distributed under the Creative Commons
Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0).

1. INTRODUCTION

Pencatatan kehadiran merupakan proses rutin yang memengaruhi administrasi perkuliahan, pemantauan partisipasi, dan akurasi pelaporan akademik. Prosedur berbasis tanda tangan atau pemanggilan nama mudah menambah waktu kelas dan masih membuka peluang kesalahan pencatatan. Biometrik wajah menawarkan interaksi tanpa kontak dan dapat diintegrasikan dengan kamera yang telah tersedia. Namun, penggunaan biometrik tidak hanya menuntut aplikasi yang dapat berjalan; sistem juga harus menunjukkan bahwa wajah dapat ditemukan, identitas dapat dicocokkan dengan benar, keputusan dapat diaudit, dan data sensitif terlindungi [1].

Sistem wajah umumnya memiliki dua tahap yang berbeda. *Face detection* menentukan lokasi wajah di dalam citra, sedangkan *face recognition* menentukan atau memverifikasi identitas wajah yang telah ditemukan. Perbedaan ini penting karena keberhasilan menggambar kotak pada wajah tidak membuktikan bahwa nama mahasiswa telah dikenali secara benar. Survei deteksi wajah juga menunjukkan bahwa skala wajah, pencahayaan, pose, ekspresi, dan oklusi merupakan sumber variasi kinerja yang harus dikendalikan atau dilaporkan [2].

Eigenface menggunakan principal component analysis (PCA) untuk merepresentasikan citra wajah dalam subruang berdimensi lebih rendah. Metode ini diperkenalkan sebagai pendekatan komputasional yang efisien untuk pengenalan wajah [3]. Karakteristik tersebut tetap relevan untuk perangkat dengan sumber daya terbatas, walaupun metode berbasis tekstur seperti local binary patterns (LBP) [4] dan representasi berbasis pembelajaran mendalam seperti FaceNet [5] umumnya lebih tangguh terhadap variasi lingkungan. Oleh sebab itu, artikel yang menerapkan Eigenface perlu menjelaskan tujuan penggunaan metode klasik tersebut dan mengevaluasinya pada kondisi operasional yang nyata.

Penelitian terdahulu telah menerapkan Eigenface/PCA pada absensi [6], mengembangkan pengambilan kehadiran melalui perangkat bergerak [7], membandingkan Eigenface dengan LBPH dan Fisherface [8], serta menggabungkan detektor modern dengan Eigenface [9]. Tinjauan sistematis menunjukkan bahwa metode dan pelaporan performa pada sistem absensi wajah sangat beragam, sementara metode berbasis convolutional neural network cenderung lebih stabil terhadap faktor eksternal dibandingkan metode ringan [10]. Perbedaan dataset, jumlah peserta, protokol pengambilan citra, dan metrik membuat nilai akurasi antarpublikasi tidak dapat dibandingkan secara langsung.

Prototipe yang dievaluasi dalam penelitian ini dikembangkan untuk mencatat kehadiran mahasiswa melalui kamera di depan ruang laboratorium. Laporan awal menyatakan bahwa sistem dapat mengenali wajah dengan baik, tetapi tabel pengujian hanya mencatat berapa dari 17 wajah yang terdeteksi pada 30 percobaan. Selain itu, penjumlahan persentase, pilihan simpangan baku, dan interpretasi interval kepercayaan pada laporan awal tidak konsisten. Kesenjangan utama penelitian ini adalah belum adanya evaluasi yang membatasi kesimpulan sesuai dengan bukti yang benar-benar dicatat.

Penelitian ini menjawab dua pertanyaan: (RQ1) berapa tingkat cakupan deteksi wajah prototipe pada 30 percobaan kelas multiwajah; dan (RQ2) apakah hasil tersebut telah memadai untuk menyatakan sistem siap digunakan sebagai absensi otomatis? Kontribusi penelitian terdiri atas tiga bagian. Pertama, data percobaan dihitung ulang dari jumlah deteksi asli, bukan dari persentase yang telah dibulatkan. Kedua, bukti deteksi dipisahkan secara eksplisit dari bukti pengenalan identitas. Ketiga, keterbatasan data diterjemahkan menjadi protokol validasi lanjutan yang mencakup metrik identifikasi, pembandingan algoritma, ketahanan lingkungan, dan etika biometrik.

2. RELATED WORK AND RESEARCH GAP

Eigenface memusatkan sekumpulan citra latih, mengekstraksi arah variasi utama, dan memproyeksikan citra baru ke ruang bobot untuk pencocokan [3]. Keunggulan utamanya adalah

implementasi yang relatif sederhana dan kebutuhan komputasi yang rendah setelah basis Eigenface dibentuk. Kelemahannya adalah sensitivitas terhadap perubahan pencahayaan, pose, skala, dan penyelarasan wajah. LBP mengurangi sebagian sensitivitas pencahayaan dengan menggunakan tekstur lokal [4], sedangkan FaceNet mempelajari embedding wajah dalam ruang Euclidean melalui jaringan dalam [5].

Selanjutnya Wagh *et al.* [6] menggunakan Eigenface dan PCA, tetapi studi tersebut belum menjawab kebutuhan evaluasi terkini terhadap variasi kelas. Sunaryono *et al.* [7] mengembangkan sistem berbasis Android dan menekankan pengambilan wajah satu per satu, yang berbeda dari skenario multiwajah dalam penelitian ini. Meena *et al.* [8] membandingkan LBPH, Fisherface, dan Eigenface, sehingga memperlihatkan pentingnya baseline. Darmanto *et al.* [9] memisahkan MTCNN untuk deteksi dan Eigenface untuk pengenalan serta melaporkan penurunan kinerja pada subjek berkacamata. Pemisahan ini memperkuat kebutuhan untuk tidak menyebut jumlah wajah terdeteksi sebagai akurasi pengenalan.

TABLE 1. Positioning of the study against the closest literature

Study	Context and method	Reported focus	Limitation relevant to this study
Wagh <i>et al.</i> [6]	Classroom attendance; Eigenface/PCA	Automated attendance workflow	Older protocol; environmental robustness and uncertainty reporting were limited
Sunaryono <i>et al.</i> [7]	Android-based course attendance	Mobile one-face capture and server processing	Capture strategy differs from simultaneous multi-face observation
Meena <i>et al.</i> [8]	Real-time camera; Haar detector; LBPH, Fisherface, and Eigenface	Algorithm comparison	Results depend on a separate dataset and cannot serve as a direct numerical baseline
Budiman <i>et al.</i> [10]	Systematic review of LBPH and CNN attendance systems	Comparative synthesis	Aggregates heterogeneous datasets and evaluation protocols
Darmanto <i>et al.</i> [9]	Real classroom; MTCNN and Eigenface	Separate detection and recognition evaluation	Detector and dataset differ from the archived prototype
This study	17 target faces × 30 trials; archived Eigenface prototype	Corrected detection coverage and deployment-readiness audit	Identity-level labels and controlled baseline tests are not available

Literatur tersebut menunjukkan bahwa kontribusi penelitian ini bukan klaim algoritma Eigenface baru. Posisi penelitian adalah evaluasi transparan terhadap prototipe terapan dengan membatasi inferensi pada data yang tersedia. Pendekatan ini penting karena pelaporan berlebihan dapat menghasilkan keputusan penggunaan biometrik yang tidak sesuai dengan kemampuan sistem.

3. MATERIALS AND METHODS

3.1. Research design and context

Penelitian menggunakan desain evaluasi teknis retrospektif terhadap data pengujian prototipe. Kamera ditempatkan di depan ruang laboratorium, dihubungkan ke komputer dosen melalui USB, dan dioperasikan pada pencahayaan terang dengan jarak yang dilaporkan sekitar satu meter. Setiap percobaan menargetkan 17 wajah. Pengujian diulang 30 kali sehingga terdapat 510 peluang deteksi. Unit analisis utama adalah satu percobaan, sedangkan nilai yang diamati adalah jumlah wajah target yang terdeteksi pada percobaan tersebut.

Catatan arsip tidak menyediakan label identitas untuk setiap wajah, jumlah citra latih per orang, hasil pencocokan benar/salah, wajah tidak terdaftar, atau waktu pemrosesan. Oleh karena itu, penelitian ini tidak menghitung recognition accuracy, precision, recall, F1-score, false acceptance rate, atau false rejection rate. Istilah “cakupan deteksi” digunakan untuk seluruh hasil empiris agar tidak mencampurkan deteksi dengan identifikasi.

TABLE 2. Reproducibility status of the archived prototype

Component	Information available	Status for independent replication
Evaluation size	17 target faces per trial; 30 trials	Available
Camera position	In front of the laboratory; approximately 1 m	Partially available
Lighting	Described as bright	Qualitative only
Face preprocessing	Grayscale, face localization, cropping, and resizing are described	Exact parameters unavailable
PCA/Eigenface	Mean centering, eigenvector projection, Euclidean-distance matching	Conceptual procedure available
Detector implementation	Not recorded in the archived report	Must be supplied before exact replication
Image resolution and training images/person	Not recorded	Must be supplied before exact replication
PCA components and decision threshold	Not recorded	Must be supplied before exact replication
Software/library versions and hardware	Not recorded	Must be supplied before exact replication
Identity-level ground truth	Not recorded	Required for recognition evaluation

3.2. Prototype workflow

Alur prototipe terdiri atas akuisisi frame, deteksi dan prapemrosesan wajah, proyeksi PCA, pencocokan jarak, dan pencatatan kehadiran (Fig. 1). Deteksi wajah harus diperlakukan sebagai gerbang awal: kegagalan pada tahap tersebut menyebabkan wajah tidak dapat diteruskan ke tahap identifikasi.

Alur komputasi prototipe absensi berbasis Eigenface



Fig. 1. Computational workflow of the Eigenface-based attendance prototype.

Misalkan terdapat M citra latih yang telah diselaraskan dan diubah menjadi vektor kolom Γ_i . Rataan wajah Ψ dihitung dengan

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i.$$

Citra terpusat ditulis sebagai $\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$, lalu dihimpun menjadi $A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M]$. Untuk menghindari dekomposisi matriks kovarians berdimensi sangat besar, eigenvector v_k dapat diperoleh dari

$$L = A^T A, \quad L v_k = \lambda_k v_k.$$

Eigenface pada ruang citra diturunkan sebagai

$$u_k = A v_k, \quad \|u_k\|_2 = 1.$$

Untuk citra uji Γ , bobot proyeksi pada K komponen utama adalah

$$\omega_k = u_k^T (\Gamma - \Psi), \quad k = 1, \dots, K,$$

dan vektor bobotnya ditulis $\Omega = [\omega_1, \dots, \omega_K]^T$. Jarak terhadap template identitas ke- j adalah

$$\varepsilon_j = \|\Omega - \Omega_j\|_2.$$

Identitas kandidat diperoleh dari jarak minimum, tetapi keputusan hanya boleh diterima jika $\min_j \varepsilon_j$ lebih kecil daripada ambang yang ditetapkan pada data validasi. Laporan arsip tidak mencatat K maupun ambang tersebut; akibatnya, persamaan menjelaskan prosedur yang seharusnya direplikasi, bukan bukti bahwa konfigurasi tertentu telah divalidasi.

3.3. Evaluation protocol and statistics

Rancangan evaluasi menggunakan 17 wajah target pada setiap percobaan dan 30 pengulangan. Jika d_i adalah jumlah wajah terdeteksi pada percobaan ke- i , cakupan deteksi p_i dihitung sebagai

$$p_i = \frac{d_i}{17} \times 100\%.$$

Rata-rata dan simpangan baku sampel dihitung dari 30 nilai p_i . Karena jumlah percobaan relatif kecil dan simpangan baku diestimasi dari sampel, interval kepercayaan dua sisi menggunakan distribusi t dengan 29 derajat kebebasan:

$$\bar{p} \pm t_{0.975,29} \frac{s_p}{\sqrt{30}}$$

Perhitungan dilakukan pada proporsi yang berasal langsung dari jumlah wajah terdeteksi, bukan pada angka persentase yang telah dibulatkan. Penggunaan interval ini menganggap percobaan sebagai unit observasi. Karena wajah yang sama kemungkinan diamati berulang, interval tersebut tidak boleh ditafsirkan sebagai estimasi independen pada 510 individu yang berbeda.

3.4. Ethical and deployment considerations

Wajah adalah data biometrik yang membutuhkan pengelolaan lebih ketat daripada data kehadiran biasa. Sebelum implementasi operasional, protokol perlu mendokumentasikan persetujuan peserta, tujuan pemrosesan, pembatasan akses, masa retensi, mekanisme penghapusan, dan alternatif absensi bagi mahasiswa yang tidak menggunakan biometrik. Evaluasi juga perlu menguji perbedaan kinerja antarkondisi dan kelompok peserta karena performa pengenalan wajah dapat bervariasi menurut kualitas akuisisi dan karakteristik demografis [11].

Dataset wajah tidak disertakan dalam artikel ini karena izin berbagi dan persetujuan peserta tidak tercatat pada arsip. Naskah ini hanya menggunakan jumlah agregat per percobaan dan tangkapan antarmuka yang tidak menampilkan tabel identitas mahasiswa.

4. RESULTS

4.1. Corrected detection results

Jumlah wajah terdeteksi pada setiap percobaan ditampilkan dalam Table 3. Total deteksi adalah 310 dari 510 peluang, sehingga cakupan agregat adalah 60,78%. Angka ini sama dengan rata-rata proporsi per percobaan karena setiap percobaan memiliki penyebut yang sama, yaitu 17 wajah.

TABLE 3. Face-detection results across 30 trials

Trial	Detected /17	Coverage (%)	Trial	Detected /17	Coverage (%)
1	12	70.59	16	9	52.94
2	13	76.47	17	13	76.47
3	13	76.47	18	8	47.06
4	11	64.71	19	7	41.18
5	12	70.59	20	6	35.29
6	11	64.71	21	6	35.29
7	11	64.71	22	8	47.06

Trial	Detected /17	Coverage (%)	Trial	Detected /17	Coverage (%)
8	10	58.82	23	11	64.71
9	12	70.59	24	5	29.41
10	12	70.59	25	10	58.82
11	11	64.71	26	12	70.59
12	12	70.59	27	6	35.29
13	14	82.35	28	9	52.94
14	13	76.47	29	11	64.71
15	12	70.59	30	10	58.82

Rata-rata cakupan deteksi adalah 60,78% dengan simpangan baku 14,44 poin persentase. Nilai minimum adalah 29,41% pada percobaan ke-24 dan nilai maksimum 82,35% pada percobaan ke-13. Dengan $t_{0,975,29} = 2.045$, interval kepercayaan 95% untuk rata-rata percobaan adalah 55,39%–66,17%.

TABLE 4. Summary of corrected performance estimates

Measure	Estimate	Interpretation
Target faces	17 per trial	Constant denominator
Trials	30	Trial is the analysis unit
Detection opportunities	510	17×30
Detected faces	310	Sum of integer detections
Aggregate detection coverage	60.78%	$310/510$
Mean trial coverage	60.78%	Mean of 30 unrounded rates
Sample standard deviation	14.44 percentage points	Substantial between-trial variation
Range	29.41%–82.35%	Lowest to highest trial
95% <i>t</i> -confidence interval	55.39%–66.17%	Uncertainty around mean trial coverage

Variasi hasil pada Fig. 2 cukup lebar. Percobaan 1–15 umumnya berada di atas rata-rata, sedangkan beberapa percobaan setelahnya turun hingga 29,41%–47,06%. Karena tidak tersedia catatan kondisi setiap percobaan, penurunan tersebut tidak dapat secara valid diatribusikan pada pencahayaan, posisi, pose, beban komputasi, atau faktor tertentu.

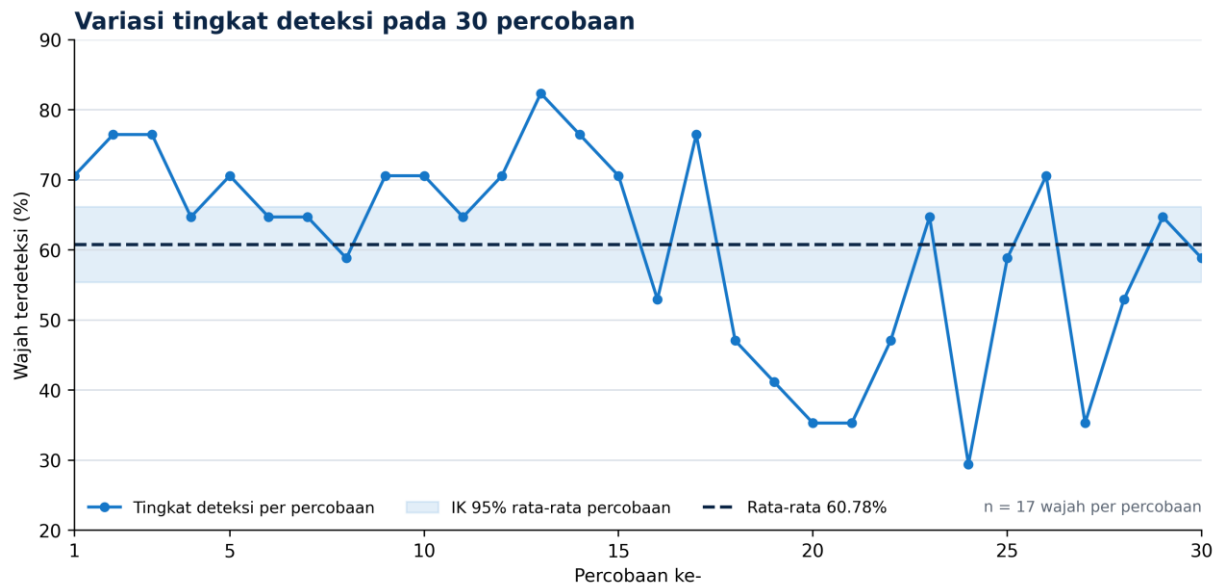


Fig. 2. Trial-level face-detection coverage. The shaded band represents the 95% t-confidence interval for the mean trial coverage.

4.2. Readiness assessment

Dengan rata-rata cakupan 60,78%, sekitar empat dari sepuluh peluang deteksi tidak menghasilkan wajah terdeteksi. Bahkan batas atas interval kepercayaan hanya 66,17%. Hasil ini belum memenuhi kebutuhan absensi tanpa pengawasan karena wajah yang tidak terdeteksi tidak dapat diidentifikasi atau dicatat. Selain itu, tidak adanya label identitas membuat risiko pencatatan pada mahasiswa yang salah belum dapat diukur.

TABLE 5. Evidence-based deployment-readiness assessment

Requirement	Evidence in the current study	Readiness
Detect all visible target faces	Mean coverage 60.78%	Not ready
Correctly identify enrolled students	Identity-level labels unavailable	Not evaluated
Reject unknown persons	Unknown-face trials unavailable	Not evaluated
Operate across lighting/pose/occlusion	Conditions not logged per trial	Not evaluated
Report latency and throughput	Timing data unavailable	Not evaluated
Protect biometric data	Aggregate analysis only; operational governance undocumented	Requires governance controls
Prevent presentation attacks	Liveness detection not documented	Not ready

5. DISCUSSION

5.1. Interpretation of the findings

RQ1 menghasilkan cakupan deteksi rata-rata 60,78% dengan variasi 14,44 poin persentase. Nilai tersebut menunjukkan bahwa prototipe menjalankan sebagian alur teknis, tetapi konsistensinya masih rendah. Koreksi utama terhadap laporan awal adalah penggunaan total deteksi 310, penghitungan berdasarkan proporsi tidak dibulatkan, penggunaan simpangan baku sampel, dan distribusi t untuk interval rata-rata percobaan.

RQ2 dijawab secara negatif: bukti saat ini belum cukup untuk menyatakan sistem siap digunakan sebagai absensi otomatis. Kesimpulan tersebut tidak hanya berasal dari tingkat deteksi yang rendah,

tetapi juga dari ketidaklengkapan jenis bukti. Sistem identifikasi satu-ke-banyak memerlukan pengukuran benar-salah pada identitas, sedangkan data penelitian hanya menunjukkan apakah wajah ditemukan. Standar evaluasi biometrik membedakan keputusan identifikasi yang benar, false positive, dan false negative [11].

Hasil ini sejalan dengan literatur yang menekankan sensitivitas pipeline wajah terhadap kondisi akuisisi [2]. Penggunaan Eigenface juga memerlukan citra yang cukup konsisten karena PCA menangkap variasi terbesar dalam data, yang dapat mencakup pencahayaan atau pose alih-alih karakteristik identitas. Studi yang menggabungkan MTCNN dan Eigenface melaporkan perbedaan hasil ketika peserta memakai kacamata [9], sedangkan perbandingan metode absensi menunjukkan manfaat mengevaluasi lebih dari satu recognizer [8]. Nilai dari studi-studi tersebut tidak dibandingkan secara numerik dengan hasil penelitian ini karena dataset dan protokolnya berbeda.

5.2. Technical implications

Perbaikan pertama harus diarahkan pada tahap deteksi sebelum mengoptimalkan recognizer. Pengujian lanjutan perlu mencatat ukuran wajah dalam piksel, iluminasi, jarak, sudut kepala, oklusi, dan jumlah wajah per frame. Detektor yang digunakan harus disebutkan dan dibandingkan pada perangkat yang sama. Metode ringan modern seperti YuNet dirancang untuk kompromi akurasi-latensi pada perangkat edge [12] dan dapat menjadi kandidat pembanding, tetapi penggantian metode harus diputuskan melalui pengujian terkontrol.

Tahap pengenalan perlu menggunakan pemisahan data berdasarkan sesi agar citra yang hampir identik tidak tersebar pada data latih dan uji. Eigenface dapat dibandingkan dengan LBPH dan satu baseline embedding modern. Evaluasi harus menyertakan confusion matrix, rank-1 identification rate, false positive identification rate, false negative identification rate, serta waktu pemrosesan. Ambang keputusan tidak boleh dipilih pada data uji.

5.3. Practical and ethical implications

Dalam penggunaan nyata, sistem harus menyediakan konfirmasi atau koreksi manusia. Mahasiswa yang tidak terdeteksi tidak boleh otomatis dianggap tidak hadir tanpa mekanisme verifikasi. Demikian pula, identitas dengan jarak pencocokan di atas ambang harus ditandai sebagai tidak dikenal, bukan dipaksa ke identitas terdekat.

Data wajah perlu disimpan dengan pembatasan akses dan masa retensi yang jelas. Pengujian harus mencakup peserta dengan karakteristik beragam dan melaporkan ketidakpastian, bukan hanya rata-rata keseluruhan. Penilaian juga perlu mencakup serangan menggunakan foto atau layar karena antarmuka prototipe belum menunjukkan liveness detection.

5.4. Limitations

Penelitian memiliki empat keterbatasan utama. Pertama, data berasal dari laporan arsip dan tidak menyertakan citra atau label identitas. Kedua, kondisi setiap percobaan tidak dicatat sehingga penyebab variasi tidak dapat dianalisis. Ketiga, perangkat keras, versi perangkat lunak, detektor, jumlah komponen PCA, dan ambang keputusan tidak tersedia. Keempat, penggunaan wajah yang kemungkinan sama pada 30 percobaan menimbulkan ketergantungan pengukuran; interval kepercayaan pada penelitian ini menggambarkan variasi antarpercobaan dan bukan generalisasi kepada populasi mahasiswa yang lebih luas.

6. CONCLUSION AND FUTURE WORK

Evaluasi ulang terhadap 30 percobaan dengan 17 wajah target menghasilkan 310 deteksi dari 510 peluang atau cakupan rata-rata 60,78%. Variasi per percobaan cukup besar, dengan rentang 29,41%–82,35% dan interval kepercayaan 95% sebesar 55,39%–66,17%. Bukti tersebut menunjukkan bahwa prototipe telah mengintegrasikan alur aplikasi, tetapi belum cukup andal untuk absensi tanpa pengawasan.

Kontribusi utama penelitian adalah pelaporan ulang yang dapat diaudit dan pembatasan klaim sesuai jenis data. Jumlah wajah terdeteksi tidak boleh disebut sebagai akurasi pengenalan identitas. Penelitian berikutnya harus mengumpulkan label identitas pada setiap prediksi, menyertakan wajah tidak terdaftar,

membagi data berdasarkan sesi, membandingkan Eigenface dengan LBPH dan baseline embedding modern, serta melaporkan akurasi, confusion matrix, tingkat penerimaan/penolakan salah, latensi, dan ketahanan terhadap kondisi lingkungan. Persetujuan peserta, pengelolaan data biometrik, pengujian kelompok, mekanisme koreksi manusia, dan liveness detection harus diselesaikan sebelum penggunaan operasional.

DECLARATIONS

Author Contributions

Konseptualisasi, M.E. dan R.R.B.; metodologi, M.E. dan R.R.B.; perangkat lunak, M.E. dan A.F.; validasi, R.R.B. dan A.F.; analisis formal, M.E. dan R.R.B.; investigasi, M.E. dan A.F.; kurasi data, M.E. dan A.F.; penulisan—penyusunan draf awal, M.E.; penulisan—tinjauan dan penyuntingan, R.R.B. dan A.F.; visualisasi, A.F.; supervisi, R.R.B.; administrasi proyek, R.R.B. Seluruh penulis telah membaca dan menyetujui versi akhir naskah serta bertanggung jawab atas seluruh aspek penelitian ini.

Funding

Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal

Ethical Approval and Informed Consent

Penelitian ini merupakan audit teknis retrospektif terhadap data agregat hasil deteksi yang telah diarsipkan sebelumnya. Penelitian ini tidak melibatkan perekrutan peserta baru, intervensi, ataupun pengumpulan data biometrik yang dapat mengidentifikasi individu. Oleh karena itu, persetujuan etik formal dan persetujuan setelah penjelasan tidak berlaku untuk analisis retrospektif ini. Dokumentasi arsip tidak mencantumkan nomor persetujuan atau pengecualian dari komite etik maupun prosedur persetujuan peserta pada pengujian prototipe awal. Oleh sebab itu, penelitian ini hanya menganalisis data agregat anonim pada tingkat percobaan. Tidak ada citra wajah yang dapat mengidentifikasi individu maupun catatan identitas yang diakses, dianalisis, atau ditampilkan dalam artikel ini.

Data and Code Availability

Data agregat pada tingkat percobaan yang diperlukan untuk mereproduksi analisis statistik telah disajikan dalam Tabel 3 artikel ini. Citra wajah dan catatan pada tingkat identitas tidak tersedia untuk publik karena dokumentasi arsip tidak menunjukkan adanya persetujuan peserta untuk mendistribusikan kembali data biometrik. Kode sumber prototipe, parameter implementasi lengkap, versi pustaka perangkat lunak, dan spesifikasi perangkat keras tidak tersedia dalam paket arsip yang siap dibagikan sehingga belum disimpan dalam repositori publik. Perhitungan yang dilaporkan dalam artikel ini dapat direproduksi secara independen menggunakan persamaan dan data agregat yang disajikan dalam naskah.

Conflicts of Interest

Para penulis menyatakan tidak terdapat konflik kepentingan. Para penulis juga menyatakan bahwa tidak terdapat hubungan finansial, institusional, pribadi, ataupun intelektual yang memengaruhi desain, analisis, interpretasi, maupun pelaporan penelitian ini.

Generative AI Use

Kecerdasan artifisial generatif digunakan secara terbatas untuk membantu penyuntingan bahasa, penataan kembali struktur naskah, penyempurnaan tata letak gambar, dan pemeriksaan konsistensi. Seluruh klaim ilmiah, perhitungan, referensi, interpretasi hasil, dan redaksi akhir telah diperiksa, diverifikasi, serta disetujui oleh para penulis. Kecerdasan artifisial generatif tidak digunakan untuk menghasilkan atau merekayasa data penelitian, menggantikan analisis ilmiah, maupun mengambil alih tanggung jawab para penulis atas integritas dan keakuratan artikel ini..

Acknowledgments

Para penulis menyampaikan terima kasih kepada Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Poltek Cirebon atas dukungan akademik dan fasilitas yang diberikan selama pelaksanaan penelitian. Para penulis juga mengucapkan terima kasih kepada editor dan para penelaah anonim atas komentar, koreksi, dan rekomendasi konstruktif yang membantu meningkatkan kejelasan metodologis, ketepatan analisis, serta kualitas keseluruhan artikel ini.

REFERENCES

- [1] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, no. 1, pp. 4–20, 2004, doi: 10.1109/TCSVT.2003.818349.
- [2] Y. Feng, S. Yu, H. Peng, Y.-R. Li, and J. Zhang, "Detect faces efficiently: A survey and evaluations," *IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science*, vol. 4, no. 1, pp. 1–18, 2022, doi: 10.1109/TBIOM.2021.3120412.
- [3] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, no. 1, pp. 71–86, 1991, doi: 10.1162/jocn.1991.3.1.71.
- [4] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikäinen, "Face description with local binary patterns: Application to face recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 12, pp. 2037–2041, 2006, doi: 10.1109/TPAMI.2006.244.
- [5] F. Schroff, D. Kalenichenko, and J. Philbin, "FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Boston, MA, USA, 2015, pp. 815–823, doi: 10.1109/CVPR.2015.7298682.
- [6] P. Wagh, R. Thakare, J. Chaudhari, and S. Patil, "Attendance system based on face recognition using eigen face and PCA algorithms," in *2015 International Conference on Green Computing and Internet of Things (ICGCIoT)*, Noida, India, 2015, pp. 303–308, doi: 10.1109/ICGCIoT.2015.7380478.
- [7] D. Sunaryono, J. Siswanto, and R. Anggoro, "An Android based course attendance system using face recognition," *Journal of King Saud University—Computer and Information Sciences*, vol. 33, no. 3, pp. 304–312, 2021, doi: 10.1016/j.jksuci.2019.01.006.
- [8] K. Meena, J. N. Swaminathan, T. Rajendiran, S. Sureshkumar, and N. Mohamed Imtiaz, "An automated attendance system through multiple face detection and recognition methods," in *Innovative Data Communication Technologies and Application*, Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol. 96, 2022, pp. 225–234, doi: 10.1007/978-981-16-7167-8_17.
- [9] Darmanto, E. Wahyudi, N. I. Pradasari, and A.-R. Muhammad, "Penerapan MTCNN dan Eigenfaces untuk pengenalan wajah dalam pemantauan kehadiran pada pembelajaran berbasis proyek," *Voteteknika (Vocational Teknik Elektronika dan Informatika)*, vol. 12, no. 4, 2024, doi: 10.24036/voteteknika.v12i4.130823.
- [10] A. Budiman, Fabian, R. A. Yupiter, S. Achmad, and A. Kurniawan, "Student attendance with face recognition (LBPH or CNN): Systematic literature review," *Procedia Computer Science*, vol. 216, pp. 31–38, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2022.12.108.
- [11] P. Grother, M. Ngan, and K. Hanaoka, *Face Recognition Vendor Test (FRVT), Part 3: Demographic Effects*, NISTIR 8280. Gaithersburg, MD, USA: National Institute of Standards and Technology, 2019, doi: 10.6028/NIST.IR.8280.
- [12] W. Wu, H. Peng, and S. Yu, "YuNet: A tiny millisecond-level face detector," *Machine Intelligence Research*, vol. 20, no. 5, pp. 656–665, 2023, doi: 10.1007/s11633-023-1423-y.