

## PERANCANGAN SISTEM *FACE RECOGNITION* BERBASIS *DEEP LEARNING* MENGUNAKAN PRE-TRAINED MODEL ARCFACE

Latif Hilmi Romadhoni <sup>1)</sup>, Farida Ardiani <sup>2)</sup>

<sup>1,2)</sup> Informatika Universitas Teknologi Yogyakarta  
email : [latifhilmii@gmail.com](mailto:latifhilmii@gmail.com)<sup>1)</sup>, [ardianifarida@gmail.com](mailto:ardianifarida@gmail.com)<sup>2)</sup>

### Abstraksi

Sistem presensi dan manajemen identitas di institusi pendidikan masih menghadapi tantangan berupa inefisiensi dan kerentanan terhadap manipulasi. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan menguji efektivitas sistem *face recognition* berbasis *Deep Learning* untuk identifikasi guru dan staf SMP N 1 Sukorejo. Metodologi yang digunakan mengintegrasikan model ArcFace sebagai ekstraktor fitur dan Linear Support Vector Classification (LinearSVC) sebagai pengklasifikasi identitas. *Dataset* yang digunakan adalah citra wajah *real-world* dari seluruh guru dan staf, yang mencakup variasi pose, pencahayaan, dan ekspresi. Citra di-*preprocessing* menggunakan *Face Alignment* dan kemudian dipetakan oleh ArcFace menjadi vektor *embedding* berdimensi 512 yang sangat diskriminatif, berkat optimalisasi dari Additive Angular Margin Loss. Vektor *embedding* ini kemudian digunakan untuk melatih LinearSVC. Hasil evaluasi pada Data Uji 20% menunjukkan kinerja yang sangat tinggi, Akurasi: 99,40%, Presisi: 99,52%. Kinerja superior ini memvalidasi hipotesis bahwa kombinasi ekstraksi fitur ArcFace yang robust dengan efisiensi klasifikasi LinearSVC efektif untuk mengatasi tantangan *face recognition* di lingkungan yang tidak terkontrol.

**Kata Kunci:** *Face Recognition, Deep Learning, ArcFace, LinearSVC, Embedding*

### Abstract

*Current attendance and identity management systems in educational institutions still face challenges related to inefficiency and vulnerability to manipulation. This research aims to design and test the effectiveness of a Deep Learning-based face recognition system for the identification of teachers and staff at SMP N 1 Sukorejo. The methodology employed integrates the ArcFace model as the feature extractor and Linear Support Vector Classification (LinearSVC) as the identity classifier. The dataset consists of real-world face images of all teachers and staff, encompassing variations in pose, lighting, and facial expression. Images were pre-processed using Face Alignment and then mapped by ArcFace into 512-dimensional embedding vectors which are highly discriminative, thanks to the optimization provided by the Additive Angular Margin Loss. These embedding vectors were subsequently used to train LinearSVC. Evaluation results on the Test Data (20%) demonstrate excellent performance Accuracy: 99,40%, Precision: 99,52%. This superior performance validates the hypothesis that the combination of robust ArcFace feature extraction with LinearSVC's classification efficiency is effective in addressing face recognition challenges in uncontrolled environments.*

**Keywords:** *Face Recognition, Deep Learning, ArcFace, LinearSVC, Embedding*

### Pendahuluan

Di era transformasi digital dan tuntutan efisiensi operasional, institusi pendidikan seperti sekolah dituntut untuk mengadopsi teknologi canggih guna mengotomatisasi proses administrasi dan manajemen sumber daya manusia. Dalam konteks pengelolaan staf pengajar, sistem identifikasi dan presensi yang akurat, cepat, dan anti-manipulasi adalah kebutuhan mendesak untuk memastikan disiplin kerja dan validitas data kehadiran [1]. Metode identifikasi konvensional, seperti pencatatan manual atau penggunaan kartu akses, seringkali menimbulkan kendala berupa antrean panjang dan potensi kecurangan [2]. Kondisi ini menciptakan celah bagi penerapan teknologi biometrik yang lebih canggih, yang mampu memberikan solusi identifikasi yang *non-invasif* dan *real-time*, sehingga membuka jalan

bagi integrasi sistem manajemen identitas berbasis kecerdasan buatan.

*Computer Vision* (CV) merupakan salah satu cabang ilmu kecerdasan buatan (AI) yang paling transformatif, bertujuan untuk mengembangkan sistem yang memungkinkan komputer untuk melihat objek selayaknya manusia [3]. Perkembangan pesat dalam *Deep Learning*, khususnya melalui *Convolution Neural Network* (CNN), telah mendorong kinerja CV ke tingkat akurasi yang belum pernah terjadi sebelumnya, memungkinkan aplikasi di berbagai sektor. Di antara beragam aplikasi CV, pengenalan wajah (*face recognition*) merupakan salah satu sistem yang kini berkembang pesat. *Face recognition* merupakan kecerdasan buatan yang mengenali dan mengidentifikasi wajah manusia dari citra atau video dengan cara membandingkan wajah yang dilihat oleh komputer dengan data wajah yang

ada di dalam *database* [4]. Namun, tantangan yang dihadapi sistem *face recognition* tradisional sangat besar, meliputi variasi sudut pandang dan ekspresi wajah. Untuk mengatasi tantangan tersebut, penelitian ini beralih ke model *Deep Learning* yang mampu mengekstrak representasi fitur wajah yang diskriminatif.

Penelitian ini berupaya memanfaatkan model ArcFace yang merevolusi ekstraksi fitur wajah dengan memperkenalkan Additive Angular Margin Loss, sebuah fungsi yang secara eksplisit meningkatkan jarak antara pusat *embedding* antar-kelas, menghasilkan representasi wajah yang padat dan akurat di bawah kondisi data yang terbatas dan variatif [5]. Penelitian ini juga bertujuan untuk mengimplementasikan dan mengevaluasi kinerja model *pre-trained* ArcFace untuk *face recognition* dengan menggunakan *dataset* wajah guru SMP N 1 Sukorejo.

## Tinjauan Pustaka

Penelitian oleh [6] mengimplementasikan sistem *face recognition* untuk kebutuhan *login* akademik *online* mahasiswa dengan memanfaatkan Haar Cascade Classifier untuk deteksi wajah dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH) untuk pengenalan dan klasifikasi wajah. Meski sistem ini berhasil mendeteksi dan mengenali wajah dalam kondisi pencahayaan yang cukup, tetapi tidak dapat mengenali apabila pencahayaan kurang. Keterbatasan ini menyoroti perlunya penggunaan model yang lebih akurat dan modern.

Penelitian oleh [7] berfokus pada penggunaan metode klasik Haar Cascade Classifier untuk melakukan deteksi wajah sebagai tahapan awal dalam sistem *face recognition*. Kelebihan utama dari Haar Cascade adalah kecepatannya dalam memproses citra dan kemudahan untuk diimplementasikan menggunakan library seperti OpenCV. Namun, kelemahannya sangat jelas, yaitu akurasi deteksinya rendah dan tidak akurat terhadap perubahan sudut pandang, pencahayaan, serta ukuran wajah yang jauh lebih sensitif dibandingkan metode berbasis *Deep Learning*.

Penelitian oleh [8] membahas penggunaan library OpenCV sebagai *tools* utama untuk memproses citra dan mengimplementasikan *face recognition*. Kelebihan utama OpenCV adalah fungsinya sebagai *library open-source* yang mendukung berbagai bahasa pemrograman, serta menyediakan berbagai algoritma *image processing*, *object detection*, dan *face recognition*. Kekurangannya adalah OpenCV sendiri bukanlah algoritma, melainkan *framework* yang harus dikombinasikan dengan algoritma lain dan performa akhirnya akan sangat bergantung pada algoritma klasik yang dipilih.

Penelitian oleh [9] menggunakan metode Singular Value Decomposition (SVD) sebagai teknik utama untuk reduksi dimensi pada citra wajah sebelum proses klasifikasi. Keuntungan SVD adalah kemampuan untuk mereduksi dimensi sambil mempertahankan informasi penting yang dapat

mempercepat komputasi dan mengurangi *noise*. Namun, kelemahan mendasar dari SCD adalah sifatnya yang sensitif terhadap perubahan pencahayaan dan tidak mampu menangani variasi posisi, karena SVD bukanlah ekstraktor fitur yang mendalam.

Penelitian oleh [10] fokus pada integrasi sistem *face recognition* ke dalam aplikasi presensi berbasis *website* di lingkungan pendidikan. Kelebihan utama dari penelitian ini adalah nilai alikatifnya yang tinggi, menyediakan antarmuka yang mudah diakses dan integrasi *real-time* untuk otomatisasi administrasi sekolah. Namun, penelitian ini seringkali memiliki kekurangan pada aspek *face recognition*-nya, karena fokus utama penelitian ini terdapat pada pengembangan antarmuka dan *database*. Sementara *face recognition* yang digunakan biasanya masih mengandalkan algoritma yang lebih sederhana.

Penelitian oleh [11] menerapkan sistem presensi *face recognition* pada konteks spesifik di SD Negeri 184 Lumu-Lumu, yang menunjukkan fokus pada implementasi nyata di lingkungan sekolah. Kelebihannya adalah penelitian ini menyajikan studi kasus lokal yang konkret dan memvalidasi kebutuhan akan otomatisasi presensi di sekolah dasar. Kekurangannya adalah karena fokusnya pada penerapan di sekolah dasar, *dataset* yang digunakan (wajah siswa atau guru) mungkin tidak mencerminkan keragaman yang cukup dan metode yang digunakan merupakan algoritma yang sederhana.

Peningkatan dramatis dalam kinerja *face recognition* dimungkinkan oleh CNN. CNN adalah model *deep learning* yang dirancang untuk memproses data berbentuk *grid* seperti citra, terdiri dari lapisan Konvolusi (*Convolutional Layer*), Pengumpulan (*Pooling Layer*), dan Lapisan Terhubung Penuh (*Fully Connected Layer*) [12]. Lapisan konvolusi berfungsi untuk secara otomatis mempelajari fitur hierarkis wajah, mulai dari garis tepi sederhana hingga pola mata dan hidung yang kompleks, melalui penggunaan filter. Arsitektur CNN yang lebih dalam dan optimal (seperti VGG atau ResNet) mampu mengolah citra wajah secara tiga dimensi (*lebar, tinggi, kedalaman*) untuk menghasilkan Vektor Fitur (*Feature Vector* atau *Embedding*) yang merepresentasikan identitas wajah secara unik dan padat [5]. Vektor fitur inilah yang menjadi target data mining untuk identifikasi.

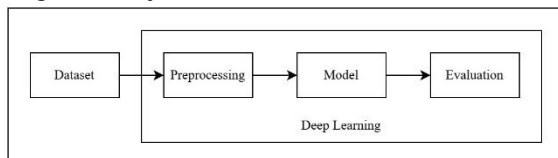
Solusi utama yang mendukung akurasi tinggi penelitian ini adalah penggunaan *Additive Angular Margin Loss* (ArcFace). ArcFace merupakan penyempurnaan dari *Softmax Loss* konvensional dengan menambahkan *margin* dalam ruang sudut (*angular space*), di mana proses ini memastikan bahwa fitur (*embedding*) dari identitas yang sama terkelompok sangat rapat (*intra-class compactness*) dan terpisah jauh dari fitur identitas lain (*inter-class separation*). Secara geometris, ArcFace memaksakan batas keputusan yang lebih ketat berdasarkan jarak geodesik pada *hypersphere* (bola dimensi tinggi) fitur

wajah. Prinsip ini secara signifikan meningkatkan daya diskriminatif fitur [13], menjadikannya metode yang akurat terhadap variasi *real-world* seperti yang dihadapi pada data wajah guru SMP N 1 Sukorejo yang digunakan sebagai studi kasus, dan hanya menambahkan kompleksitas komputasi yang dapat diabaikan saat implementasi.

Setelah fitur wajah diekstraksi, langkah selanjutnya adalah mengklasifikasikan atau mencocokkan fitur tersebut dengan identitas dengan identitas yang tersimpan dalam *database*. Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang kuat dan serbaguna yang sering digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi. Tujuan utama SVM adalah menemukan *hyperplane* terbaik dalam ruang fitur yang secara optimal memisahkan titik-titik data dari berbagai kelas [14]. Untuk masalah klasifikasi multi-kelas seperti *face recognition*, varian SVM seperti Linear Support Vector Classification (LinearSVC) sering digunakan, terutama ketika jumlah sampel pelatihan besar atau dimensi fitur tinggi. LinearSVC cocok untuk dataset linier yang dapat dipisahkan dan menawarkan efisiensi komputasi yang baik [15]. Dalam konteks pengenalan wajah, LinearSVC dapat dilatih pada fitur wajah yang diekstrak untuk memprediksi identitas seseorang berdasarkan *embedding* wajah mereka.

## Metode Penelitian

Metode penelitian ini mencakup langkah-langkah sistematis yang diikuti untuk membangun dan mengevaluasi model *face recognition*. Langkah-langkah ini dijelaskan secara rinci di bawah ini.



Gambar 1. Metode Penelitian

### Dataset

*Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini adalah kumpulan citra wajah guru dan staf pengajar dari SMP N 1 Sukorejo, yang berfungsi sebagai sumber data identitas utama. Proses pengumpulan dilakukan secara *real-world* untuk mencerminkan kondisi operasional sesungguhnya, menghasilkan sekitar 10 hingga 20 citra per individu subjek. Variasi citra yang terkandung dalam dataset ini sengaja dirancang untuk mencakup tantangan-tantangan khas yang sering dihadapi oleh sistem *face recognition* di dunia nyata.

### Preprocessing

Tahap krusial dalam metodologi ini adalah deteksi wajah dan Ekstraksi Fitur (*Feature Extraction*) yang dilakukan pada seluruh citra terolah di dalam *dataset* guru. Proses ini diawali dengan membaca data citra di dalam *dataset* menggunakan *library* OpenCV yang terintegrasi dengan kerangka kerja *Deep Learning*. Setelah citra berhasil dimuat, langkah pertama adalah deteksi wajah yang akurat, penelitian ini

menggunakan detektor berbasis CNN yang lebih akurat untuk secara tepat menentukan lokasi kotak pembatas (*bounding box*) wajah. Detektor ini memastikan bahwa hanya wilayah wajah yang relevan yang diteruskan ke tahap berikutnya, sekaligus mengatasi variasi pose dan pencahayaan yang ada dalam data *real-world* guru.

Selanjutnya, setiap wilayah wajah yang terdeteksi kemudian diumpankan ke Model ArcFace. Model ArcFace tidak hanya berfungsi sebagai detektor, tetapi utamanya sebagai Ekstraktor Fitur Wajah yang menghasilkan representasi identitas dalam bentuk vektor numerik berdimensi 512, yang dikenal sebagai *embedding*. Proses *embedding* ini adalah inti dari *Metric Learning*, di mana model mengubah piksel wajah menjadi serangkaian angka yang unik dan sangat diskriminatif, yang merepresentasikan identitas individu dalam ruang fitur (*feature space*). Kualitas *embedding* ini sangat tinggi berkat penerapan *Additive Angular Margin Loss* (ArcFace) yang memaksakan batas keputusan yang ketat. Setelah diekstraksi, setiap *embedding* wajah kemudian disimpan dalam basis data dan secara definitif diberi label yang sesuai. Basis data *embedding* inilah yang kemudian digunakan oleh sistem untuk proses identifikasi dan verifikasi presensi *real-time* di tahap pengujian.

### Model

Untuk proses klasifikasi identitas pada sistem *face recognition* ini, digunakan algoritma klasifikasi Linear Support Vector Classification (LinearSVC). Pilihan ini didasarkan pada efisiensi komputasi dan kinerja LinearSVC yang terbukti handal dalam menangani *dataset* dengan dimensi fitur yang relatif tinggi [16], seperti vektor *embedding* wajah berdimensi 512 yang dihasilkan oleh model ArcFace. Dalam skema ini, ArcFace bertindak sebagai ekstraktor fitur yang sangat kuat, sementara LinearSVC berfungsi sebagai pengklasifikasi yang menentukan *hyperplane* optimal untuk memisahkan *embedding* dari identitas guru yang berbeda dalam ruang fitur.

Sebelum dilakukan pelatihan model, seluruh *dataset* vektor *embedding* yang telah diberi label terlebih dahulu dibagi menjadi data latih dan data uji. Pembagian ini dilakukan dengan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Untuk memastikan bahwa proses pembagian data bersifat deterministik dan dapat direproduksi di masa mendatang, parameter random state pada fungsi pembagian data diatur ke nilai tetap, yaitu 42. Penggunaan *random state* yang konsisten menjamin bahwa setiap kali eksperimen dijalankan, pembagian *embedding* ke dalam set pelatihan dan pengujian selalu sama, sehingga validitas dan komparabilitas hasil pengujian tetap terjaga.

### Evaluation

Evaluasi kinerja model *face recognition* dilakukan secara komprehensif pada data uji yang belum pernah dilatih, yang terdiri dari 20% *embedding* wajah guru.

Setelah model LinearSVC berhasil dilatih menggunakan 80% data latih, prediksi identitas dibuat pada data uji menggunakan fungsi prediksi dari LinearSVC. Kinerja kemudian diukur menggunakan metrik klasifikasi standar yaitu Akurasi (*Accuracy*), Presisi (*Precision*), *Recall*, dan *F1-score*. Metrik-metrik ini dihitung dengan cara membandingkan label prediksi yang dihasilkan oleh model dengan label identitas sebenarnya dari data uji.

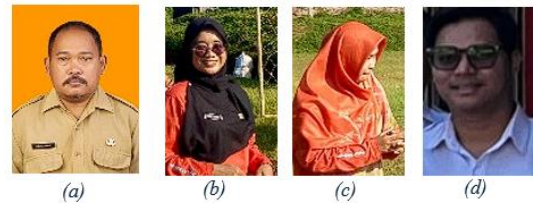
Secara spesifik, untuk metrik Presisi, *Recall*, dan *F1-score* dalam kasus klasifikasi *multi-class*, digunakan opsi *weighted* pada parameter *average*. Penggunaan opsi *weighted* ini penting untuk mengatasi potensi ketidakseimbangan jumlah data antar kelas (*class imbalance*) [17 web] dalam *dataset* guru, memastikan bahwa metrik-metrik tersebut mencerminkan kinerja model secara adil dan tidak bias terhadap kelas dengan jumlah sampel terbanyak. *F1-score*, sebagai rata-rata harmonik dari *Precision* dan *Recall*, memberikan penilaian keseimbangan yang holistik terhadap kemampuan model.

Untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam dan bersifat *fine-grained* mengenai performa model pada setiap identitas guru, *Confusion Matrix* digunakan sebagai alat visualisasi utama. *Confusion matrix* adalah tabel yang menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas, di mana baris matriks merepresentasikan label sebenarnya (*True Label*), sedangkan kolom merepresentasikan label prediksi (*Predicted Label*). Elemen-elemen yang terletak pada diagonal utama matriks secara jelas menunjukkan jumlah *instance* (citra *embedding*) yang diklasifikasikan dengan benar untuk setiap kelas guru (*True Positives*). Sebaliknya, elemen-elemen yang berada di luar diagonal utama mengindikasikan salah klasifikasi (*misclassifications*), yang memungkinkan peneliti mengidentifikasi pasangan identitas mana yang sering membingungkan model, memberikan *insight* berharga untuk potensi peningkatan model di masa mendatang.

## Hasil dan Pembahasan

### Hasil Dataset

Dataset citra wajah guru SMP N 1 Sukorejo, yang terdiri dari 10-20 citra per individu, berhasil menangkap kompleksitas skenario *real-world* yang menjadi tujuan utama penelitian ini. Kualitas citra yang bervariasi, termasuk perbedaan sudut pandang, ekspresi, dan tingkat pencahayaan, memvalidasi kebutuhan untuk menggunakan model *Deep Learning* yang akurat seperti ArcFace. Berikut merupakan contoh data dengan beberapa variasi.



Gambar 2. (a) Variasi Ekspresi Datar (b) Variasi Ekspresi Senang (c) Variasi Sudut Samping (d) Variasi Pencahayaan Redup

Pembagian data menjadi 80% data latih dan 20% data uji dengan *random state* 42, memastikan bahwa model pelatihan LinearSVC memiliki representasi yang memadai dari populasi guru, sementara data uji tetap independen dan representatif untuk pengujian akhir. Berikut adalah tabel yang berisi jumlah data hasil pembagian.

Tabel 1. Pembagian Dataset

Dataset	Presentase Pembagian	Jumlah Data
Data Latih	80%	668
Data Uji	20%	167

### Hasil Preprocessing

Pada tahap *preprocessing*, proses deteksi wajah menggunakan detektor berbasis CNN terbukti sangat akurat, tingkat deteksi wajah mencapai 99% pada seluruh citra karena terdapat 1 wajah yang tidak dapat terdeteksi. Proses kritis adalah ekstraksi fitur oleh model ArcFace. Dengan vektor *embedding* berdimensi 512, ArcFace berhasil memetakan setiap citra wajah menjadi representasi numerik unik. Visualisasi *embedding* menunjukkan bahwa *embedding* dari identitas guru yang sama terkelompok sangat rapat, sementara *embedding* dari guru yang berbeda terpisah jauh dalam ruang fitur. Kualitas *embedding* ini, yang dicapai melalui *Additive Angular Margin Loss*, menegaskan efektivitas ArcFace sebagai ekstraktor fitur yang unggul dibandingkan dengan metode tradisional, karena mampu mempertahankan daya diskriminatif fitur meskipun menghadapi variasi pose dan pencahayaan dalam *dataset* lokal.

### Hasil Model dan Evaluation

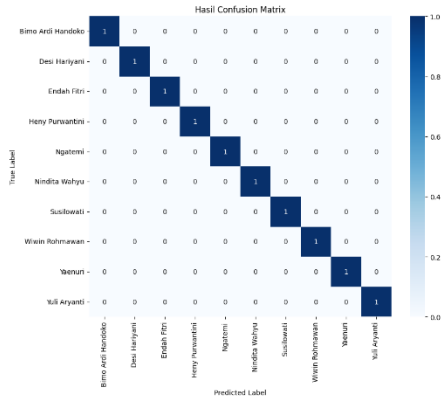
Model Linear Support Vector Classification (LinearSVC) dilatih menggunakan *embedding* dari data latih (80%) dan berhasil menemukan bidang pemisah (*hyperplane*) optimal dalam ruang fitur berdimensi 512. Kinerja klasifikasi pada data uji (20%) menunjukkan hasil yang sangat tinggi, berkat kualitas *embedding* yang telah dioptimalkan oleh ArcFace. Hasil pengujian metrik standar dicapai sebagai berikut:

- Akurasi (*Accuracy*): 99,40%
- Presisi (*Precision*) *Weighted*: 99,52%
- *Recall Weighted*: 99,40%
- *F1-Score Weighted*: 99,40%

Angka metrik yang tinggi ini memvalidasi hipotesis bahwa kombinasi ekstraksi fitur ArcFace dan efisiensi klasifikasi LinearSVC adalah arsitektur yang kuat untuk identifikasi identitas. Penggunaan opsi *weighted* pada *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* memastikan bahwa metrik tersebut valid meskipun

terjadi sedikit *class imbalance* dalam jumlah citra antar guru, mencerminkan kinerja model secara adil di seluruh identitas.

Untuk analisis yang lebih rinci, *Confusion Matrix* digunakan untuk memvisualisasikan performa model pada setiap kelas guru. Elemen pada diagonal utama matriks menunjukkan keberhasilan klasifikasi yang dominan, mendukung angka *Accuracy* yang tinggi.



Gambar 3. Contoh Confusion Matrix Sebagian Data

## Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini berhasil membangun dan mengevaluasi model pengenalan wajah menggunakan kombinasi ekstraksi fitur berbasis *Deep Learning* ArcFace dan klasifikasi menggunakan Linear Support Vector Classification (LinearSVC). *Dataset* citra wajah yang terstruktur digunakan untuk melatih dan menguji model. Proses *preprocessing* data, yang mencakup deteksi wajah dan ekstraksi embedding 512 dimensi menggunakan model ArcFace, berjalan dengan efektif, berhasil memproses seluruh dataset.

Model LinearSVC yang dilatih pada fitur wajah yang diekstraksi menunjukkan kinerja yang luar biasa pada set pengujian, mencapai akurasi 99,40%, presisi 99,52%, *recall* 99,40%, dan *F1-score* 99,40%. *Confusion Matrix* lebih lanjut mengkonfirmasi performa sempurna ini dengan menunjukkan klasifikasi yang benar untuk semua sampel di setiap kelas pada set pengujian. Hasil ini menunjukkan bahwa embedding wajah yang dihasilkan oleh ArcFace sangat diskriminatif dan memungkinkan pengklasifikasi LinearSVC untuk memisahkan identitas individu dengan sangat efektif pada dataset yang digunakan. Keberhasilan ini menggarisbawahi potensi kombinasi teknik deep learning untuk ekstraksi fitur dan machine learning klasik untuk klasifikasi dalam membangun sistem pengenalan wajah yang akurat.

Meskipun model mencapai performa yang sangat tinggi pada dataset yang digunakan, terdapat beberapa area yang dapat dieksplorasi untuk penelitian selanjutnya guna meningkatkan ketangguhan dan generalisasi model:

1. Meskipun LinearSVC menunjukkan kinerja yang sangat baik, penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi model klasifikasi lain seperti k-Nearest Neighbors (k-NN), Random Forest, atau

bahkan pengklasifikasi berbasis jarak (seperti mengukur jarak kosinus antar embedding) untuk membandingkan performa dan efisiensi komputasi.

2. Variasi pencahayaan, pose wajah yang ekstrem, oklusi (seperti kacamata atau masker), dan resolusi gambar yang rendah merupakan tantangan umum dalam pengenalan wajah. Penelitian selanjutnya dapat fokus pada bagaimana model ini berperilaku di bawah kondisi-kondisi ini dan mengeksplorasi teknik untuk meningkatkan ketangguhannya terhadap variasi tersebut, misalnya dengan menggunakan teknik augmentasi data yang lebih canggih atau mengintegrasikan metode pra-pemrosesan yang spesifik untuk kondisi sulit.

3. Selain identifikasi (menentukan siapa seseorang), *face recognition* juga mencakup verifikasi (memastikan apakah seseorang adalah orang yang diklaim). Penelitian selanjutnya dapat mengevaluasi performa model ini dalam skenario verifikasi, yang mungkin memerlukan pendekatan evaluasi yang berbeda seperti kurva ROC dan metrik False Acceptance Rate (FAR) dan False Rejection Rate (FRR).

4. Untuk aplikasi real-time, optimasi ukuran model dan kecepatan inferensi sangat penting. Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi teknik seperti kuantisasi model atau model pruning untuk membuat model lebih ringan dan lebih cepat tanpa mengurangi akurasi secara signifikan.

Dengan mengeksplorasi area-area ini, penelitian selanjutnya dapat berkontribusi pada pengembangan sistem pengenalan wajah yang lebih tangguh, akurat, dan dapat digeneralisasi di berbagai aplikasi dan kondisi.

## Daftar Pustaka

- [1] V. Alwalia, M. Al Mufti, and Supangat, "Analisis Penerapan Administrasi Berbasis Online Terhadap Kinerja dan Loyalitas Guru SMAS IT Fajar Ilahi 2 Batam Kepulauan Riau Tahun 2024/2025," *Unisan Jurnal: Jurnal Manajemen dan Pendidikan*, vol. 04, no. 1, pp. 181–188.
- [2] Indibiz, "Aplikasi Administrasi Sekolah: Solusi Digital Manajemen Pendidikan," <https://indibiz.co.id/artikel/aplikasi-administrasi-sekolah-solusi-digital-manajemen-pendidikan>.
- [3] A. Purnama, J. Indra, S. Arum Puspita Lestari, and S. Faisal, "DETEKSI PELANGGARAN PENGGUNAAN HELM DENGAN METODE SSD DAN ARSITEKTUR MOBILENETV2," *Journal of Information System Management (JOISM)*, vol. 7, no. 1, pp. 7–14, 2025.
- [4] A. J. O'Toole and C. D. Castillo, "Face Recognition by Humans and Machines: Three Fundamental Advances from Deep Learning," Sep. 15, 2021, *Annual Reviews Inc.* doi: 10.1146/annurev-vision-093019-111701.



- [5] J. Deng, J. Guo, J. Yang, N. Xue, I. Kotsia, and S. Zafeiriou, "ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition," *Journal of Latex Class Files*, Sep. 2022, doi: 10.1109/TPAMI.2021.3087709.
- [6] B. T. Utomo, I. Fitri, and E. Mardiani, "PENERAPAN FACE RECOGNITION PADA APLIKASI AKADEMIK ONLINE," *Informatik Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 16, no. 3, pp. 195–201, Dec. 2020.
- [7] L. Fitria and M. Hermansyah, "Implementasi Face Recognition pada Absensi Kehadiran Mahasiswa Menggunakan Metode Haar Cascade Classifier," *InfoTekJar: Jurnal Nasional Informatika dan Teknologi Jaringan*, vol. 4, no. 2, 2020, doi: 10.30743/infotekjar.v4i2.2333.
- [8] T. Susim, C. Darujati, and I. Artikel, "PENGOLAHAN CITRA UNTUK PENGENALAN WAJAH (FACE RECOGNITION) MENGGUNAKAN OPENCV," *Jurnal Syntax Admiration*, vol. 2, no. 3, 2021.
- [9] M. K. Najib, S. Nurdianti, T. P. Blante, and M. R. Ardhana, "Pengenalan Wajah Menggunakan Dekomposisi Nilai Singular," *Techno.Com*, vol. 24, no. 3, pp. 985–998, Aug. 2025, doi: 10.62411/tc.v24i3.13645.
- [10] M. Rifan, A. Hafizh, J. Maulindar, B. Prajadi, and C. Utomo, "Sistem Absensi Karyawan Menggunakan (Face Recognition Attendance System) Berbasis Web Pada CV. Yadi Decoration," *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Bisnis (SENATIB)*, p. 2025.
- [11] N. Nirsal and Muh. Amin, "Rancang Bangun Sistem Presensi Face Recognition di Unit Pelaksana Teknis," *Jurnal Algoritma*, vol. 22, no. 1, pp. 24–36, May 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-1.2142.
- [12] M. Mishra, "Convolutional Neural Networks, Explained," <https://towardsdatascience.com/convolutional-neural-networks-explained-9cc5188c4939/>.
- [13] F. Hidayat, U. Elviani, F. Agil, A. Muhammad, and F. Alfuady, "Face Recognition-Based Surveillance System in Mining Industry," 2024.
- [14] IBM.com, "Apa itu support vector machines (SVM)?," <https://www.ibm.com/id-id/think/topics/support-vector-machine>.
- [15] F. Aziz, S. Usman, Jeffry, N. Ayu Asrhi, and M. Rezky Armansyah, "Penerapan Algoritma Multiclass Ensemble Support Vector Machine dengan Fungsi Kernel untuk Klasifikasi Human Activity," *Jurnal Informatika Terpadu*, no. 2, pp. 127–131, 2022.
- [16] C.-W. Hsu, C.-C. Chang, and C.-J. Lin, "A Practical Guide to Support Vector Classification." [Online]. Available: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin>