

LAPORAN PENELITIAN



Pemodelan *Deep Learning* untuk *Face Recognition* pada Presensi Siswa Sekolah Dasar

TIM PENELITIAN

Ketua : Teja Endra Eng Tju, S.T., M.Kom. (190046)

Anggota : Lauw Li Hin, S.Kom., M.Kom. (030549)

FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS BUDI LUHUR

Januari 2026

HALAMAN PENGESAHAN LAPORAN PENELITIAN

Judul Penelitian : Pemodelan *Deep Learning* untuk *Face Recognition*
pada Presensi Siswa Sekolah Dasar

Bidang Penelitian : ICT

Ketua Peneliti

- a. Nama Lengkap : Teja Endra Eng Tju, S.T., M.Kom.
- b. NIP/NIDN/ID-SINTA : 190046/0407127201/6713276
- c. Jabatan Fungsional : Lektor
- d. Program Studi : Sistem Informasi
- e. Nomor HP : +628998909707
- f. Alamat e-mail : teja.endraengtju@budiluhur.ac.id

Anggota Peneliti

- a. Nama Lengkap : Lauw Li Hin, S.Kom., M.Kom.
- b. NIP/NIDN/ID-SINTA : 030549/0317057603/6043862

Mahasiswa (1)

- a. Nama Lengkap : Fauzi Alfadhillah
- b. NIM : 2311501767

Mahasiswa (2)

- a. Nama Lengkap : -
- b. NIM : -

Lama Penelitian : 6 bulan

Biaya Penelitian

- a. Sumber Universitas Budi Luhur : Rp. 15.000.000,00
- b. Sumber lain (sebutkan jika ada) : Rp. -

Jakarta, 09 Januari 2026

Mengetahui,

Dekan Fakultas Teknologi Informasi



(Dr. Ir. Achmad Solichin, S.Kom., M.T.I.)
NIP 050023

Ketua Pelaksana

(Teja Endra Eng Tju, S.T., M.Kom.)
NIP 190046

Menyetujui,
Direktur Riset dan Pengabdian Kepada Masyarakat



(Prof. Dr. Ir. Prudensius Maring, M.A.)
NIP 190043

No. Registrasi	:	0	0	1	0	1	LPJ	0	1	2	6
Tanggal	:	0	9	0	1	2	6	Paraf:			

RINGKASAN

Urgensi penelitian ini terletak pada pengembangan model pengenalan wajah yang adaptif terhadap karakteristik siswa sekolah dasar, karena variasi arah pandang dan ekspresi wajah seperti tertawa, senyum, netral, dan cemberut sering menurunkan akurasi identifikasi sehingga diperlukan pemodelan yang sesuai untuk meningkatkan keandalan sistem presensi.

Tujuan penelitian ini adalah menghasilkan model pengenalan wajah berbasis *deep learning* yang andal dan adaptif terhadap variasi sudut pandang serta ekspresi wajah, sebagai dasar pengembangan sistem presensi yang lebih efektif dan efisien di lingkungan pendidikan dasar.

Metode penelitian mencakup lima tahapan utama, yaitu Pengumpulan Data, Pra-pemrosesan, Ekstraksi Fitur, Pelatihan, dan Evaluasi Model. Data dikumpulkan di ruang kelas dengan pencahayaan alami menggunakan aplikasi berbasis *GUI* dan *webcam* Logitech C310, menghasilkan 3.700 citra dari 185 siswa (20 citra/siswa; 5 sudut pandang $\times$ 4 ekspresi). Pra-pemrosesan memakai *RetinaFace* berbasis *Python-PyTorch* untuk deteksi, *cropping-alignment* berbasis *landmark*, serta normalisasi ke 112×112 . Fitur diekstraksi dengan *ResNet50* termodifikasi (vektor 2048) dan normalisasi *L2* untuk membentuk *embedding*. Pelatihan menerapkan *ArcFace* dengan *MLP projection head* ($2048 \rightarrow 256$) dan skema *5-fold cross-validation* (80% latih; 20% validasi). Skema validasi silang memperluas pengujian sehingga setiap citra bergilir menjadi data validasi. Evaluasi menggunakan data uji terpisah berupa dua citra baru per siswa dengan metrik *accuracy*, *F1-score*, serta indikator kesalahan *FRR*.

Hasil menunjukkan akuisisi data berjalan terstandar dan pra-pemrosesan menghasilkan citra terpusat serta selaras untuk pemodelan. Akurasi latih mencapai 99,25% dengan akurasi validasi terbaik 98,75% dengan strategi regularisasi dan *fine tuning* (penurunan *learning rate*, peningkatan *weight decay*, dan *label smoothing*). Pada sesi uji *held-out*, model memperoleh Accuracy = 0,9830 dan F1 = 0,9870 pada percobaan yang diterima, dengan Coverage = 0,9838 dan FRR = 0,0162.

Luaran penelitian ini berupa model pengenalan wajah yang konsisten untuk presensi siswa sekolah dasar, serta publikasi artikel ilmiah pada jurnal internasional terindeks *Scopus*.

Kata Kunci: *CNN; Computer Vision; Face Embedding; Image Processing; Pattern Analysis*

PRAKATA

Puji syukur ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas limpahan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penelitian yang berjudul "Pemodelan *Deep Learning* untuk *Face Recognition* pada Presensi Siswa Sekolah Dasar" dapat diselesaikan. Penelitian ini dilatarbelakangi kebutuhan akan sistem presensi yang lebih akurat, efisien, dan andal di pendidikan dasar. Presensi manual masih berpotensi menimbulkan antrean, ketidakteraturan pencatatan, serta kesalahan input, sehingga diperlukan alternatif yang lebih otomatis dan konsisten.

Perkembangan *computer vision* dan *deep learning* membuka peluang penerapan presensi berbasis pengenalan wajah. Meski demikian, penerapannya pada siswa sekolah dasar memiliki tantangan khas karena perubahan pose dan ekspresi yang cepat dan beragam. Oleh sebab itu, penelitian ini memfokuskan pengembangan pipeline pengenalan wajah yang dirancang sesuai karakteristik siswa, mulai dari perancangan aplikasi pengumpulan data, perekaman citra wajah dengan variasi sudut pandang dan ekspresi, pra-pemrosesan melalui deteksi serta *alignment*, ekstraksi *embedding*, pelatihan model dengan supervisi ArcFace, hingga evaluasi pada skenario uji lintas sesi yang lebih merepresentasikan kondisi presensi nyata. Diharapkan hasil penelitian ini dapat menjadi dasar pengembangan sistem presensi yang lebih efektif sekaligus memperkaya kajian sistem cerdas terapan di lingkungan sekolah.

Penulis menyadari bahwa keberhasilan penelitian ini tidak lepas dari dukungan berbagai pihak. Ucapan terima kasih disampaikan kepada Universitas Budi Luhur atas dukungan fasilitas, pembimbingan, dan pendanaan yang diberikan. Terima kasih juga kepada seluruh pihak sekolah yang telah berkontribusi dalam proses pengumpulan kebutuhan, pengujian, dan validasi sistem. Masukan yang diberikan sangat membantu dalam menyempurnakan penelitian ini.

Akhir kata, penulis juga menyadari bahwa masih terdapat kekurangan dalam pelaksanaan penelitian ini. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan guna penyempurnaan di masa yang akan datang.

Jakarta, 09 Januari 2026

Teja Endra Eng Tju

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
RINGKASAN	iii
PRAKATA.....	iv
DAFTAR ISI.....	v
DAFTAR TABEL.....	vi
DAFTAR GAMBAR.....	vii
DAFTAR LAMPIRAN.....	viii
BAB 1. PENDAHULUAN	1
1. Latar Belakang dan Rumusan Permasalahan	1
2. Pendekatan Pemecahan Masalah.....	1
3. <i>State of the Art</i> dan Kebaruan	2
4. Peta Jalan (<i>Road Map</i>) Penelitian 5 Tahun	3
BAB 2. METODE.....	5
BAB 3. HASIL PELAKSANAAN PENELITIAN.....	10
BAB 4. KESIMPULAN DAN SARAN	18
DAFTAR PUSTAKA	20
LAMPIRAN.....	26

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Variasi Pengumpulan Data Wajah per Siswa	6
Tabel 3.1. Embedding untuk Satu Siswa (Cuplikan).....	13
Tabel 3.2. Kinerja Presensi pada Titik $\tau = 0,5$	17

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1. Peta Jalan Penelitian	3
Gambar 2.1 Tahapan Penelitian.....	5
Gambar 2.2. Aplikasi Pengumpulan Data	5
Gambar 2.3. Pipeline Pra-pemrosesan Wajah	6
Gambar 2.4. Diagram Proses Ekstraksi Fitur Wajah	7
Gambar 2.5. Tahap Pelatihan Model	7
Gambar 3.1. Citra Seorang Siswa pada Lima Pose dan Empat Ekspresi	10
Gambar 3.2. Hasil Deteksi Wajah dengan RetinaFace	11
Gambar 3.3. Hasil Cropping-Alignment dan Normalisasi Citra Wajah	12
Gambar 3.4. Arsitektur Model Terlatih dan Parameter Pelatihan	13
Gambar 3.5. Kurva Akurasi dan Loss Pelatihan vs Validasi.....	15
Gambar 3.6. Karakteristik Coverage–FRR pada Berbagai Nilai Ambang	17

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Realisasi Penggunaan Anggaran	26
Lampiran 2. Surat Perjanjian Kontrak Penelitian	28
Lampiran 3. Catatan Harian.....	29
Lampiran 4. Artikel Ilmiah (draft/submitted/reviewed/accepted/published)	31

BAB 1. PENDAHULUAN

1. Latar Belakang dan Rumusan Permasalahan

Kemajuan teknologi *deep learning* telah memberikan perkembangan signifikan dalam bidang *computer vision*, khususnya pada deteksi dan pengenalan wajah (1–3). Teknologi ini semakin banyak dimanfaatkan dalam berbagai aplikasi seperti autentikasi untuk aksesibilitas (4–6). Dalam sistem kehadiran, presensi berbasis pengenalan wajah dapat menggantikan metode konvensional seperti tanda tangan atau pencatatan manual. Implementasi presensi berbasis pengenalan wajah memungkinkan identifikasi dilakukan secara lebih cepat dan otomatis, sehingga mengurangi potensi kesalahan serta meningkatkan efisiensi administrasi. Integrasi dengan sistem manajemen kehadiran juga memperbaiki validitas dan reliabilitas data, sekaligus mendukung kelancaran operasional organisasi.

Meskipun teknologi *face recognition* (pengenalan wajah) berbasis *deep learning* telah berkembang pesat, sistem ini masih menghadapi tantangan mendasar, terutama pada variasi sudut pandang dan ekspresi wajah yang dapat menurunkan konsistensi identifikasi. Tantangan tersebut menjadi penting dalam konteks sistem presensi wajah, karena akurasi dan kestabilan pengenalan berpengaruh langsung terhadap integritas data kehadiran. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan model *deep learning* yang mampu memberikan identifikasi wajah secara konsisten terhadap variasi sudut pandang dan ekspresi. **Tujuan** penelitian ini adalah menghasilkan model pengenalan wajah berbasis *deep learning* yang andal dan adaptif terhadap variasi sudut pandang serta ekspresi wajah, sehingga dapat menjadi landasan bagi pengembangan sistem presensi yang lebih efektif dan efisien di lingkungan pendidikan dasar.

2. Pendekatan Pemecahan Masalah

Penelitian ini difokuskan pada pemodelan *deep learning* untuk presensi wajah siswa sekolah dasar agar rancangan dan data yang digunakan mencerminkan kondisi sebenarnya di lingkungan sekolah dasar. Siswa sekolah dasar dipilih karena memiliki karakteristik dan ekspresi wajah yang dinamis, sehingga arah pandang dan bentuk wajah terhadap kamera sering berubah dan menuntut model pengenalan wajah yang adaptif.

Data diperoleh melalui pemotretan wajah dengan variasi sudut pandang (tampak depan, serong kanan, serong kiri, serong atas, serong bawah) dan empat ekspresi (tertawa, senyum, netral, cemberut). Ekspresi tertawa dan senyum dipilih karena perubahan intensitasnya dapat menggeser *landmark* wajah secara nyata (7), ekspresi netral digunakan sebagai referensi identitas dasar (8), sementara cemberut

mewakili ekspresi negatif dengan perubahan wajah yang lebih kuat (9). Kombinasi variasi tersebut dirancang untuk mendekati kondisi presensi nyata ketika arah pandang dan ekspresi siswa tidak seragam.

Model *deep learning* kemudian dikembangkan dan dilatih pada data dengan variasi sudut pandang dan ekspresi tersebut agar mampu mengenali wajah siswa secara stabil, akurat, dan adaptif, sehingga dapat menjadi dasar pengembangan sistem presensi yang lebih andal di masa mendatang.

3. *State of the Art* dan Kebaruan

Penelitian terdahulu telah memanfaatkan data wajah dengan pendekatan yang beragam berdasarkan sudut pandang, ekspresi, dan jumlah data per individu. Salah satu penelitian untuk sistem presensi pegawai bank menggunakan 70 citra wajah per orang dengan variasi sudut pandang ke atas, bawah, kanan, dan kiri, serta ekspresi senyum, cemberut, melotot, dan menyipit (10). Penelitian lain menggunakan 15 citra per mahasiswa dengan sudut pandang depan, kiri, kanan, atas, serta miring kiri dan kanan, yang sebagian dikombinasikan dengan ekspresi senyum atau tanpa ekspresi (11).

Beberapa penelitian menggunakan data wajah berdasarkan sudut pandang tanpa melibatkan variasi ekspresi wajah. Penelitian dengan lima sudut pandang (depan, kanan, kiri, atas, dan bawah) menggunakan 50 citra per mahasiswa (12) dan 126 citra per siswa sekolah menengah pertama (13). Penelitian lain dengan tiga sudut pandang (depan, kiri, dan kanan) menggunakan 25 citra per individu di lingkungan kampus (14).

Beberapa penelitian lain menggabungkan sudut pandang dan ekspresi wajah tanpa aturan yang pasti dalam pengambilan data. Variasi sudut pandang dan ekspresi diterapkan secara bebas, dengan jumlah citra per mahasiswa yang bervariasi, yaitu 9, 20, dan 70 foto (15–17). Sementara itu, penelitian lain untuk presensi dosen tidak memperhatikan sudut pandang maupun ekspresi wajah, menggunakan 20 citra per dosen (18).

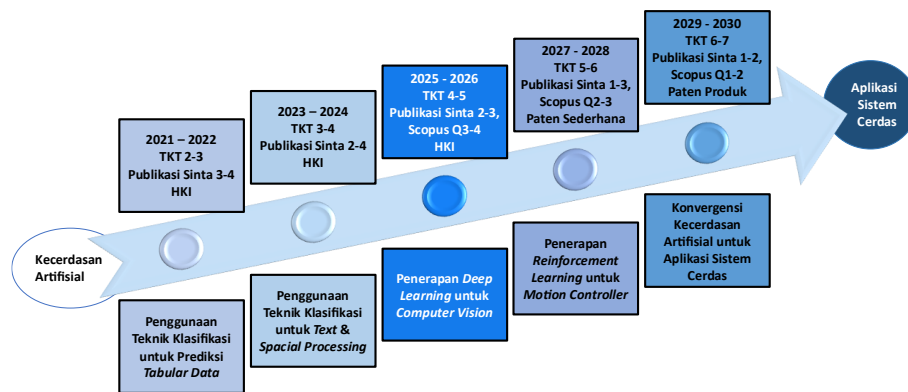
Kebaruan penelitian ini terletak pada pengembangan model pengenalan wajah untuk presensi siswa sekolah dasar, yang memiliki karakteristik wajah lebih dinamis dan ekspresif dibandingkan kelompok usia remaja maupun dewasa. Penelitian ini menggunakan dataset orisinal hasil pengambilan langsung di sekolah dasar, mencakup lima sudut pandang (depan, serong kanan, serong kiri, serong atas, dan serong bawah) serta empat ekspresi wajah (tertawa, senyum, netral, dan cemberut). Setiap wajah direkam dalam 20 citra kombinasi sudut pandang dan ekspresi dengan pertimbangan efisiensi data agar pelatihan tetap optimal tanpa mengurangi keragaman variasi.

Urgensi penelitian ini terletak pada pentingnya pengembangan model pengenalan

wajah yang mampu beradaptasi terhadap karakteristik pengguna di tingkat sekolah dasar. Variasi arah pandang dan ekspresi wajah pada siswa sering kali menyebabkan ketidakakuratan dalam proses identifikasi, sehingga diperlukan penelitian yang secara khusus menyesuaikan pemodelan dengan kondisi tersebut untuk mendukung peningkatan keandalan sistem presensi di lingkungan pendidikan dasar.

4. Peta Jalan (Road Map) Penelitian 5 Tahun

Roadmap penelitian ini disusun sebagai panduan strategis untuk pengembangan kecerdasan artifisial menuju aplikasi sistem cerdas, dengan menampilkan alur penelitian serta luaran yang diharapkan agar riset berlangsung secara terarah dan berkesinambungan, seperti ditunjukkan pada Gambar 1.1.



Gambar 1.1. Peta Jalan Penelitian

Tahap 1 (2021–2022), penelitian teknik klasifikasi untuk prediksi *tabular data*. Publikasi yang dihasilkan meliputi prediksi vaksinasi COVID-19 (Sinta 4) (19) serta analisis efisiensi IDS dengan Naïve Bayes (Sinta 3) (20).

Tahap 2 (2023–2024), penggunaan teknik klasifikasi untuk *text* dan *spatial processing*. Publikasi penelitian meliputi identifikasi hoaks dengan Naïve Bayes dan *Decision Tree* (Sinta 4) (21), pemrosesan *hand sign VR* menggunakan teknik *padding* (Sinta 4) (22), interpretasi *hand sign* dengan RNN (Sinta 2) (23), pengenalan bentuk dua dimensi (Sinta 2) (24), serta integrasi *augmented reality* dengan *payment gateway* (Sinta 4) (25).

Tahap 3 (2025–2026), menerapkan *deep learning* untuk *computer vision* pada deteksi dan pengenalan wajah menggunakan arsitektur CNN. Luaran publikasi diharapkan jurnal nasional terindeks Sinta 2–3 maupun jurnal internasional Scopus Q3–Q4, serta luaran berupa HKI.

Tahap 4 (2027–2028), akan menerapkan *reinforcement learning* untuk *motion controller*, dengan pengembangan model yang dapat dikendalikan secara adaptif dan otonom. Luaran mencakup publikasi pada jurnal nasional terindeks Sinta 1–3 maupun jurnal internasional Scopus Q2–Q3, serta paten sederhana.

Tahap 5 (2029–2030), tahap konvergensi dengan harapan mengintegrasikan

berbagai pendekatan kecerdasan artifisial ke dalam aplikasi sistem cerdas. Targetnya adalah prototipe terapan yang bernilai akademis sekaligus praktis, dengan luaran berupa publikasi pada jurnal nasional terindeks Sinta 1–2 maupun jurnal internasional Scopus Q1–Q2, serta paten produk.

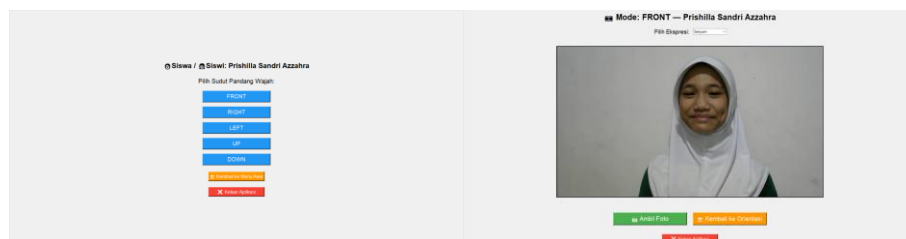
BAB 2. METODE

Penelitian ini terdiri atas lima tahapan utama seperti ditunjukkan pada Gambar 2.1, yaitu Pengumpulan Data dengan merekam citra wajah siswa pada berbagai sudut pandang dan ekspresi, Pra-Pemrosesan Data untuk mendeteksi, memotong, mensejajarkan, dan menormalisasi citra, Ekstraksi Fitur menggunakan *deep learning* untuk menghasilkan *embedding* wajah, Pelatihan Model bertujuan membangun model pengenalan wajah, serta Evaluasi Model menggunakan metrik *accuracy*, *F1-score*, *coverage*, dan *FRR*.



Gambar 2.1 Tahapan Penelitian

Pengumpulan Data dilakukan secara primer dengan memanfaatkan kamera sebagai perangkat utama untuk merekam wajah siswa agar data yang diperoleh merepresentasikan kondisi sebenarnya. Pengambilan dilakukan di ruang kelas dengan pencahayaan alami agar menyerupai kondisi presensi sebenarnya. Setiap siswa direkam menggunakan webcam Logitech C310 (26) dan Laptop Legion 5 (27) sebagai perangkat pengambilan data. Proses perekaman wajah dilakukan melalui aplikasi berbasis *web* dengan antarmuka GUI (*Graphical User Interface*) yang dirancang khusus untuk memudahkan, mempercepat, dan menstandarkan pengambilan serta penyimpanan citra wajah siswa secara sistematis, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.2. Aplikasi tersebut mengatur alur perekaman, menampilkan instruksi kepada siswa, serta mengelola penamaan dan penyimpanan berkas secara otomatis berdasarkan identitas siswa, sudut pandang, dan ekspresi wajah, sehingga data tersimpan terorganisir dan mengurangi potensi kesalahan manual.



Gambar 2.2. Aplikasi Pengumpulan Data

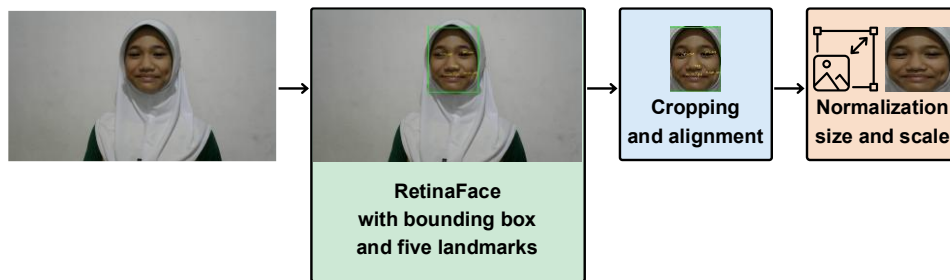
Setiap siswa dipandu untuk berpose dalam beberapa kombinasi sudut pandang dan ekspresi wajah. Rancangan variasi pengambilan data mencakup lima sudut pandang dan empat ekspresi. Setiap kombinasi sudut pandang dan ekspresi direkam satu kali, sehingga per siswa diperoleh total 20 citra wajah yang merepresentasikan variasi tersebut. Rincian rancangan variasi pengumpulan data wajah per siswa disajikan

pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1. Variasi Pengumpulan Data Wajah per Siswa

	Tertawa	Senyum	Netral	Cemberut
Tampak Depan	1	1	1	1
Serong Kanan	1	1	1	1
Serong Kiri	1	1	1	1
Serong Atas	1	1	1	1
Serong Bawah	1	1	1	1

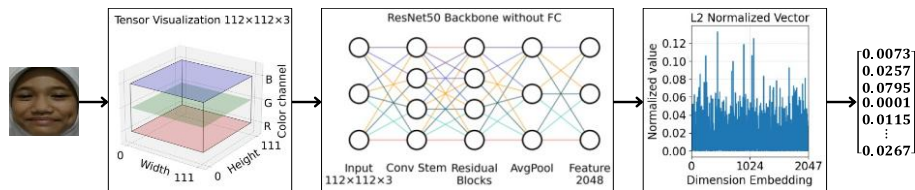
Pra-pemrosesan Data pada penelitian ini merupakan bagian dari keseluruhan *pipeline* pemodelan yang mencakup seluruh tahapan mulai dari prapemrosesan data hingga evaluasi model, dan seluruh proses tersebut diimplementasikan menggunakan Python (28,29) dan pustaka *deep learning* PyTorch (30,31). PyTorch menyediakan komputasi tensor yang efisien serta fleksibilitas dalam membangun jaringan saraf. Alur prapemrosesan yang ditunjukkan pada Gambar 2.3 terdiri atas tiga komponen inti, yaitu deteksi wajah, pemotongan–penyelarasan (*cropping–alignment*), dan normalisasi. Setiap komponen berperan menstandarkan citra wajah secara sistematis untuk memastikan konsistensi, kompatibilitas, dan stabilitas selama tahapan ekstraksi fitur berikutnya.



Gambar 2.3. Pipeline Pra-pemrosesan Wajah

Pada tahap deteksi, wajah dideteksi menggunakan algoritma RetinaFace (32), yang mengidentifikasi area wajah pada setiap citra dengan menghasilkan *bounding box* serta lima titik penanda (*facial landmarks*), yaitu kedua mata, hidung, dan dua sudut mulut. Koordinat titik penanda tersebut kemudian digunakan pada proses pemotongan–penyelarasan (*cropping–alignment*), yaitu mengisolasi area wajah dan mengoreksi orientasinya. Prosedur penyelarasan menyesuaikan rotasi dan susunan spasial wajah berdasarkan posisi relatif titik-titik penanda yang terdeteksi, sehingga konfigurasi geometris menjadi konsisten pada seluruh sampel (33,34). Wajah yang telah disejajarkan kemudian diubah ukurannya menjadi 112×112 piksel dan dinormalisasi dengan menskalakan intensitas piksel dari rentang $[0, 255]$ menjadi $[0, 1]$, sehingga menghasilkan tensor bertipe *floating-point* yang sesuai sebagai masukan jaringan saraf (35,36).

Ekstraksi Fitur dilakukan setelah tahap prapemrosesan, di mana citra wajah yang telah disejajarkan (*aligned*) dikonversi menjadi tensor PyTorch dan disusun sesuai representasi masukan yang dibutuhkan model. Pada tahap ini, ResNet50 yang telah dimodifikasi digunakan sebagai *facial encoder* untuk mentransformasikan citra wajah yang telah distandarkan menjadi *embedding*, yaitu vektor berdimensi tinggi yang menangkap karakteristik wajah yang bersifat diskriminatif untuk pengenalan identitas (37,38). Mekanisme pembentukan *embedding* secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4. Diagram Proses Ekstraksi Fitur Wajah

Lapisan klasifikasi *fully connected* terakhir pada ResNet50 dihapus, sehingga setiap masukan wajah menghasilkan vektor fitur laten berdimensi 2048 (39,40). Vektor fitur yang dihasilkan kemudian dinormalisasi menggunakan L2, sehingga *embedding* diproyeksikan ke hipersfer bernorma satu (*unit-norm hypersphere*) untuk memastikan magnitudo yang konsisten serta menyediakan representasi yang terstandar bagi proses pembelajaran dan perbandingan pada tahap lanjutan (41).

Pelatihan Model dilakukan untuk meningkatkan kualitas representasi fitur yang dihasilkan pada tahap ekstraksi. Data yang telah melalui pra-pemrosesan dan ekstraksi fitur dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk data latih dan 20% untuk data validasi, sehingga model dapat mempelajari pola wajah pada data latih, sementara kinerjanya dipantau pada data validasi untuk menilai kemampuan generalisasi. Secara konseptual, alur pelatihan model yang memanfaatkan *embedding* wajah dan data latih serta data validasi ditunjukkan pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5. Tahap Pelatihan Model

Fitur yang diekstraksi selanjutnya dilewatkan ke *projection head* berupa *multi-layer perceptron* (MLP) untuk menghasilkan *embedding* ringkas berdimensi 256. *Projection head* tersebut diimplementasikan sebagai modul *feed-forward* dengan Batch Normalization, ReLU, dan Dropout, di mana laju dropout (p) mengendalikan kekuatan regularisasi. Untuk pembelajaran identitas terawasi (*supervised identity learning*), sebuah kepala klasifikasi ArcFaceMargin dipasang pada *embedding* hasil proyeksi dan dilatih mengikuti formulasi ArcFace (42), yang memperkenalkan

additive angular margin pada ruang fitur sudut (angular) (43,44). Secara spesifik, margin sudut (m) diterapkan pada kelas *ground-truth* untuk mendorong pemisahan antar-kelas yang lebih baik (*inter-class separation*) dan kekompakan dalam kelas (*intra-class compactness*), yang umum digunakan untuk meningkatkan keterpisahan identitas pada variasi pose dan ekspresi (45,46). *Logits* yang telah dimodifikasi oleh ArcFace dioptimalkan menggunakan *softmax cross-entropy* (CrossEntropyLoss), dengan opsi *label smoothing* (ϵ) untuk mengurangi prediksi yang terlalu yakin (*overconfident*) dan meningkatkan kemampuan generalisasi. Pembaruan parameter dilakukan menggunakan *optimizer* Adam dengan *learning rate* (LR) dan *weight decay* (λ) yang telah dikonfigurasi, serta pelatihan dijalankan selama sejumlah *epoch* (E) tertentu. Untuk mencegah *overfitting* dan menghindari komputasi yang tidak perlu, digunakan *early stopping* berdasarkan kinerja validasi, dengan parameter *patience* (P) yang menyatakan jumlah *epoch* berturut-turut tanpa perbaikan (berdasarkan metrik validasi yang dipantau) sebelum pelatihan dihentikan dan *checkpoint* dengan performa terbaik dipulihkan. Dengan demikian, pemilihan *checkpoint* dipandu oleh skor validasi terbaik yang tercatat selama proses pelatihan.

Evaluasi Model dilakukan menggunakan *held-out set* yang dibentuk dengan mengambil dua citra tambahan per siswa pada sesi terpisah. Seluruh citra uji ini dikecualikan secara ketat dari seluruh lipatan (*fold*) pelatihan dan validasi untuk mencegah *data leakage* serta memberikan estimasi kinerja yang tidak bias terhadap performa di kondisi nyata. Seperti ditunjukkan pada Gambar 6, pengujian mengikuti prosedur *inference-only*. Setiap sampel uji menjalani langkah prapemrosesan terstandar yang sama seperti pada tahap pengembangan model dan kemudian dikodekan menjadi *embedding* oleh *embedding extractor* yang telah dilatih. Kepala klasifikasi ArcFace hanya digunakan selama pelatihan dan tidak digunakan pada tahap evaluasi. Pada saat pengujian, *embedding extractor* menghasilkan *embedding* berdimensi 256 untuk setiap citra, dan identitas ditentukan melalui pencocokan kemiripan kosinus (*cosine-similarity matching*) pada ruang embedding. Pengenalan dilakukan menggunakan identifikasi tertutup (*closed-set identification*) dengan mekanisme penolakan (*rejection*): identitas dengan skor kemiripan kosinus tertinggi dipilih dan hanya diterima apabila skor tersebut melampaui ambang keputusan (*decision threshold*); jika tidak, sampel ditolak sebagai tidak dikenal (*unknown*). Ambang dipilih berdasarkan data validasi pada lipatan pengembangan dan dipertahankan tetap selama pengujian.

Kinerja diukur menggunakan *accuracy*, *F1-score*, *acceptance rate* (cakupan/*coverage*), serta *False Rejection Rate* (FRR) sebagai indikator pelengkap untuk menilai kualitas pengenalan dan reliabilitas sistem [40]. *Accuracy* merepresentasikan proporsi prediksi identitas yang benar, sedangkan *F1-score*

merangkum *precision* dan *recall* serta informatif ketika kesalahan klasifikasi terjadi akibat kebingungan antar-kelas (*inter-class confusion*) [41]. *Coverage* menunjukkan proporsi sampel uji yang memperoleh prediksi identitas (yakni tidak ditolak sebagai *unknown*) pada ambang yang dipilih. Dalam protokol identifikasi dengan penolakan ini, FRR merefleksikan frekuensi siswa terdaftar tidak dikenali, dan dihitung sebagai proporsi sampel uji *genuine* yang ditolak [42]. Karena mekanisme penolakan memisahkan kondisi “tidak dikenali” dari “salah identitas”, maka *accuracy* dan *F1-score* dihitung pada subset sampel yang diterima (*accepted instances*). Pelaporan *accuracy*, *F1-score*, *coverage*, dan FRR memberikan bukti pelengkap mengenai efektivitas pengenalan dan keandalan presensi dengan merangkum ketepatan pada prediksi yang diterima, pola kebingungan antar-kelas, serta frekuensi kegagalan pengenalan pada titik operasi yang dipilih.

Luaran penelitian mencakup model pengenalan wajah untuk sistem presensi siswa sekolah dasar, publikasi ilmiah pada jurnal nasional atau internasional terakreditasi minimal Sinta 2 dan Q4.

BAB 3. HASIL PELAKSANAAN PENELITIAN

Bagian ini menyajikan hasil empiris dari *pipeline* pemodelan untuk presensi siswa sekolah dasar, mencakup akuisisi dataset pose–ekspresi terstruktur 5×4 , deteksi dan standarisasi wajah melalui penyelarasan (*alignment*) dan normalisasi, pembentukan *embedding*, serta prosedur pelatihan dan evaluasi

Pengumpulan Data berhasil menghasilkan 3.700 citra wajah dari 185 siswa sekolah dasar, dengan 20 citra per siswa yang diambil sesuai rancangan pose–ekspresi 5×4 yang telah ditetapkan. Sesuai protokol dataset, lima sudut pandang (tampak depan, serong kanan, serong kiri, serong atas, dan serong bawah) dikombinasikan dengan empat ekspresi wajah (tertawa, senyum, netral, dan cemberut), sehingga menghasilkan dataset yang seimbang dan berlabel secara sistematis, serta sesuai untuk pembelajaran identitas terawasi (*supervised identity learning*). Gambar 3.1 menampilkan contoh sampel citra seorang siswa pada seluruh kondisi pose–ekspresi yang direncanakan. Variasi yang tampak menunjukkan kesesuaian dataset dengan konteks presensi sekolah dasar, di mana arah pandangan dan ekspresi wajah bersifat dinamis secara alami.



Gambar 3.1. Citra Seorang Siswa pada Lima Pose dan Empat Ekspresi

Seluruh citra diperoleh langsung di lingkungan kelas dengan pencahayaan alami (*ambient lighting*) untuk mempertahankan karakteristik iluminasi dan latar belakang yang mendekati skenario penerapan nyata. Proses perekaman dilakukan menggunakan webcam yang terhubung ke laptop, dengan posisi kamera diletakkan mendekati ketinggian mata dan siswa duduk pada jarak yang tetap agar skala serta

perspektif antarsampel konsisten. Akuisisi data dikelola menggunakan GUI berbasis web yang dikembangkan khusus, yang memberikan instruksi bertahap untuk pose dan ekspresi yang diperlukan, serta menyimpan citra secara otomatis dengan format nama berkas dan struktur direktori yang terstandar berdasarkan identitas, sudut pandang, dan kategori ekspresi. Alur kerja otomatis ini membantu menjaga konsistensi pelabelan dan mengurangi kesalahan pengorganisasian yang umumnya muncul pada proses manual.

Pra-pemrosesan Data mengonfirmasi bahwa RetinaFace mampu mendeteksi wajah siswa secara konsisten pada seluruh variasi pose–ekspresi dalam dataset. Secara kualitatif, hasil deteksi menunjukkan *bounding box* yang akurat pada area wajah serta lokalisasi yang stabil terhadap lima titik penanda utama (*key landmarks*), yaitu mata, hidung, dan sudut mulut. Gambar 3.2 menampilkan keluaran deteksi yang representatif, yang menunjukkan bahwa area wajah tetap dapat diidentifikasi bahkan pada sudut pandang serong (*oblique*) dan ketika terjadi pergeseran titik penanda akibat perubahan ekspresi.

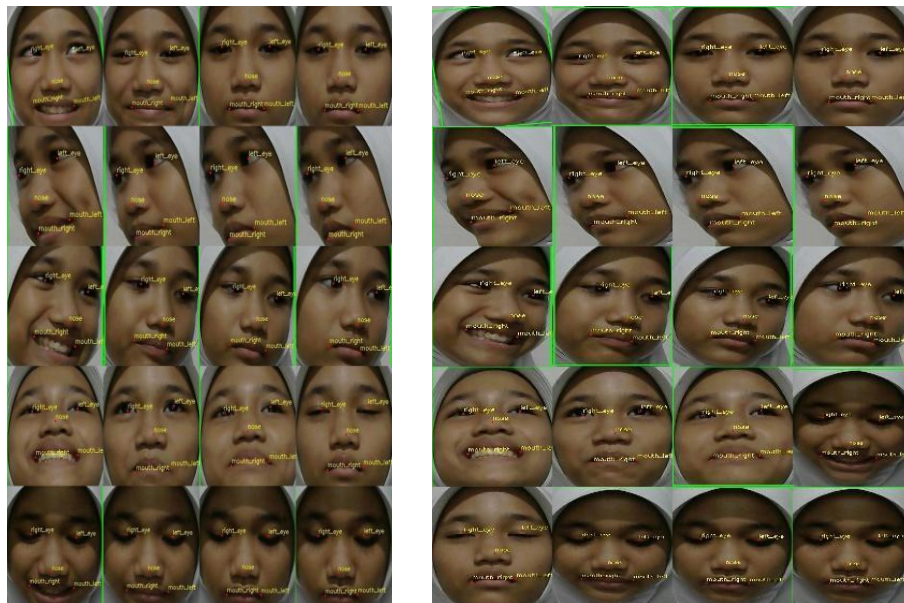


Gambar 3.2. Hasil Deteksi Wajah dengan RetinaFace

Setelah deteksi, proses pemotongan–penyelarasan (*cropping–alignment*) mengisolasi area wajah dan mengoreksi rotasi dalam bidang (*in-plane rotation*) berdasarkan geometri titik penanda, sehingga menghasilkan konfigurasi wajah yang lebih konsisten antar-sampel. Wajah yang telah disejajarkan kemudian diubah ukurannya menjadi 112×112 piksel, dan intensitas piksel dinormalisasi dengan menskalakan nilai dari rentang $[0, 255]$ ke $[0, 1]$. Proses standarisasi ini mengurangi variasi latar belakang dan meningkatkan kestabilan ekstraksi *embedding* pada tahap berikutnya. Gambar 3.3 menunjukkan contoh hasil setelah penyelarasan dan

normalisasi; *bounding box* dan titik penanda ditampilkan untuk keperluan visualisasi. Titik penanda terutama berperan sebagai acuan geometris untuk proses pemotongan–penyelarasan selanjutnya, bukan sebagai fitur masukan langsung untuk klasifikasi.

Ekstraksi Fitur membentuk *embedding* wajah yang stabil dan konsisten sebagai representasi ringkas identitas siswa. Setiap citra wajah yang telah disejajarkan (*aligned*) dikonversi menjadi tensor PyTorch dan diteruskan (*forwarded*) melalui encoder ResNet50 yang telah dimodifikasi (dengan lapisan klasifikasi *fully connected* terakhir dihapus). Proses ekstraksi fitur melalui *forward-pass* ini menghasilkan vektor *embedding* berdimensi 2048 untuk setiap sampel. Seluruh *embedding* kemudian dinormalisasi menggunakan L2 hingga memiliki panjang vektor satu (*unit length*), sehingga menghasilkan representasi yang terstandar dan sesuai untuk pembelajaran serta perbandingan pada tahap berikutnya.



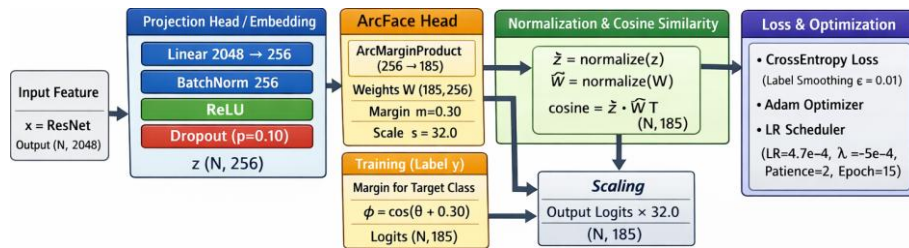
Gambar 3.3. Hasil Cropping-Alignment dan Normalisasi Citra Wajah

Untuk mengilustrasikan perilaku *embedding* pada variasi pose dan ekspresi, Tabel 3.1 menyajikan cuplikan hasil ekstraksi fitur dari salah satu siswa. Dimensi *embedding* tetap konstan (2048), namun nilainya bervariasi pada setiap kondisi pose–ekspresi, yang merefleksikan perubahan tampilan akibat arah pandangan dan dinamika ekspresi wajah. Agar mudah dibaca, nilai numerik dibulatkan hingga empat angka desimal. Selain itu, karena setiap *embedding* terdiri atas 2048 elemen, tabel hanya menampilkan lima komponen pertama dan satu komponen terakhir sebagai representasi ringkas dari keseluruhan vektor. Perbedaan yang teramati pada kombinasi pose–ekspresi menunjukkan bahwa *embedding* yang diekstraksi mampu menangkap variasi tampilan secara sistematis, sambil tetap mempertahankan format representasi yang konsisten.

Tabel 3.1. Embedding untuk Satu Siswa (Cuplikan)

Pose	Tampak Depan	Serong Kanan	Serong Kiri	Serong Atas	Serong Bawah	Tampak Depan
Ekspresi	Tertawa	Senyum	Netral	Cemberut	Netral	Senyum
Vector	0.0008	0.0	0.0004	0.0	0.0	0.0073
	0.0015	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0257
	0.0073	0.0092	0.0120	0.0006	0.0039	0.0794
	0.0255	0.0115	0.0	0.0008	0.0099	0.0001
	0.0	0.0	0.0002	0.0	0.0	0.0115
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	0.0005	0.0015	0.0016	0.0020	0.0	0.0267

Pelatihan Model dilakukan pada seluruh kumpulan citra yang telah diprapemroses setelah *embedding* disiapkan. Untuk menghindari bias akibat satu pembagian data tertentu, pelatihan menerapkan *5-fold cross-validation*. Pada setiap *fold*, sebanyak 2.960 citra digunakan untuk pelatihan dan 740 citra untuk validasi (pembagian 80–20), dengan tetap menjaga distribusi identitas yang seimbang. Skema ini memastikan setiap citra muncul pada set validasi tepat satu kali di sepanjang lima *fold*, sehingga memberikan estimasi yang lebih andal terhadap kestabilan pelatihan dan kemampuan generalisasi pada berbagai partisi. Konfigurasi model terlatih dan parameter pelatihan utama dirangkum pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4. Arsitektur Model Terlatih dan Parameter Pelatihan

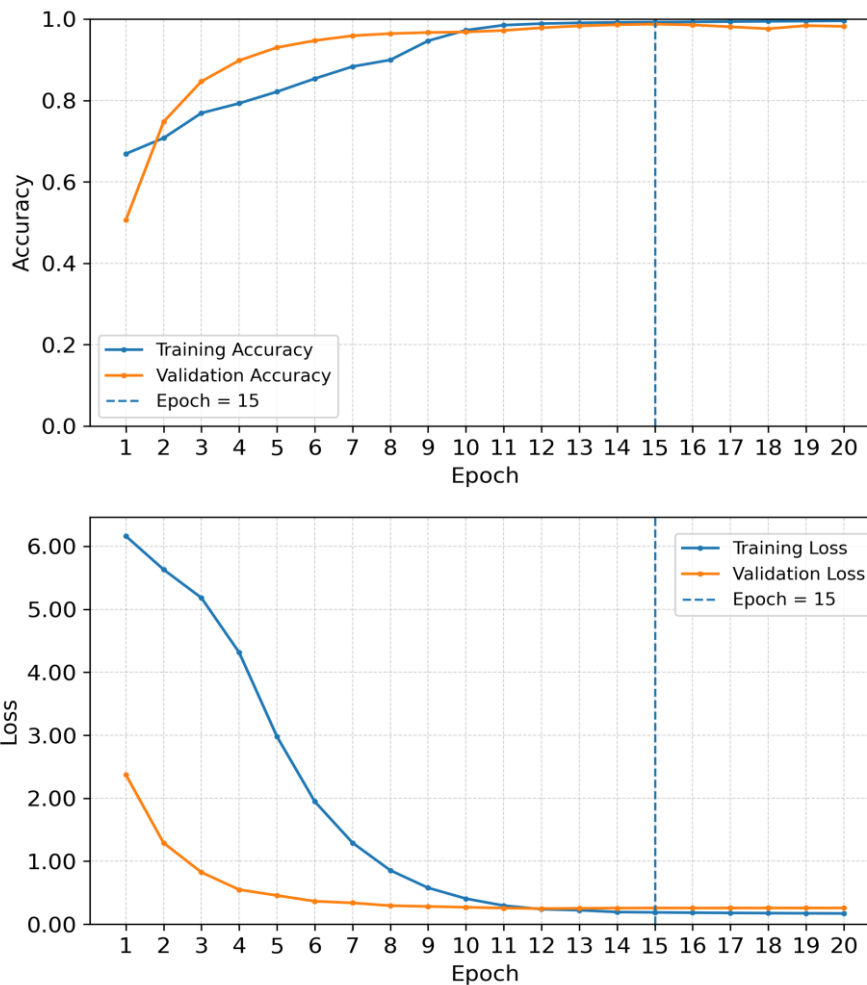
Fitur yang diekstraksi ditransformasikan menjadi representasi ringkas berdimensi 256 menggunakan *MLP projection head* yang tersusun dari Batch Normalization, aktivasi ReLU, dan Dropout (laju dropout $p = 0,10$). Desain ini menghasilkan *embedding* yang stabil selama pelatihan melalui kombinasi normalisasi (untuk mengurangi *internal covariate shift*), nonlinieritas (untuk meningkatkan kapasitas representasi), serta regularisasi berbasis dropout (untuk mencegah *co-adaptation* dan mengurangi *overfitting*). Secara praktis, peningkatan nilai p memperkuat regularisasi dan umumnya meningkatkan ketahanan model ketika data latih memiliki variasi yang terbatas, namun nilai p yang terlalu besar dapat menurunkan daya diskriminatif karena mengganggu ruang *embedding* secara berlebihan.

Untuk pembelajaran identitas terawasi, *embedding* hasil proyeksi dilatih menggunakan kepala klasifikasi ArcFaceMargin mengikuti formulasi ArcFace.

Dengan memperkenalkan *additive angular margin* sebesar $m = 0,30$ pada ruang fitur sudut, objektif pelatihan secara eksplisit mendorong pengelompokan dalam kelas yang lebih rapat (*intra-class clustering*) dan pemisahan antar-kelas yang lebih besar (*inter-class separation*). Perilaku ini sangat relevan untuk pengenalan presensi berbasis wajah, karena variasi pose dan ekspresi dapat menggeser *embedding* dan meningkatkan tumpang tindih antar-kelas; penerapan pemisahan sudut membantu menjaga keterpisahan identitas pada kondisi variasi tersebut. Faktor skala *logit* $s = 32$ diterapkan untuk menstabilkan optimisasi dengan memastikan gradien tetap informatif selama pelatihan, terutama ketika *embedding* menjadi semakin terpisah dengan baik.

Logits yang dimodifikasi ArcFace dioptimalkan menggunakan *softmax cross-entropy* (CrossEntropyLoss), dengan opsi *label smoothing* $\varepsilon = 0,01$ untuk mengurangi prediksi yang terlalu yakin (*overconfident*) dan meningkatkan generalisasi. Ketika diaktifkan, *label smoothing* umumnya berperan sebagai regularisasi ringan yang dapat meningkatkan kestabilan validasi dan mengurangi sensitivitas terhadap sampel yang bising atau ambigu; namun, *smoothing* yang berlebihan dapat melemahkan kemampuan model membentuk batas kelas yang tajam, sehingga berpotensi menurunkan presisi identifikasi pada titik operasi yang ketat.

Pelatihan menggunakan *optimizer* Adam dengan *learning rate* $LR = 0,00047$ dan *weight decay* $\lambda = 0,0005$, serta dijalankan selama $E = 15$ *epoch*. Adam umumnya mempercepat konvergensi pada pengaturan ini melalui penyesuaian ukuran langkah (*step size*) untuk setiap parameter. Pada saat yang sama, *weight decay* membantu membatasi kompleksitas model dan mengurangi risiko terjadinya *embedding drift* menuju solusi yang tampak sangat yakin (*overconfident*) tetapi rapuh. Untuk mencegah *overfitting* dan menghindari komputasi yang tidak diperlukan, diterapkan *early stopping* berdasarkan kinerja validasi dengan *patience* $P = 2$. Dinamika pelatihan, termasuk peningkatan akurasi dan konvergensi *loss* sepanjang *epoch*, ditunjukkan pada Gambar 3.5. Pada *checkpoint* terpilih, model mencapai Train Loss = 0,1881 dan Train Accuracy = 0,9925, serta mempertahankan kinerja validasi yang kuat dengan Val Loss = 0,2576 dan Val Accuracy = 0,9875. Hasil ini menunjukkan pembelajaran yang efektif dengan kesenjangan generalisasi yang relatif kecil.



Gambar 3.5. Kurva Akurasi dan Loss Pelatihan vs Validasi

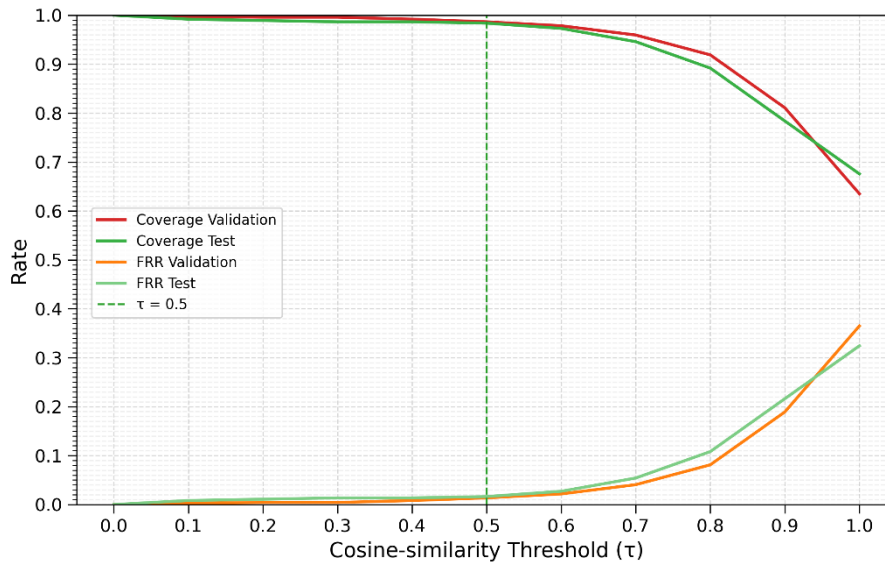
Secara keseluruhan, kombinasi *projection head* yang teregularisasi dan supervisi sudut berbasis margin menyediakan mekanisme yang koheren untuk menghasilkan *embedding* yang sekaligus kompak dalam setiap identitas dan terpisah dengan baik antar-identitas. Dalam skenario presensi, hal ini bermakna berkurangnya kebingungan identitas (*identity confusion*) ketika terjadi perubahan pose/ekspresi, serta perilaku penolakan (*rejection*) yang lebih andal ketika dipasangkan dengan ambang kemiripan (*similarity threshold*). Dinamika pelatihan yang teramati (misalnya kestabilan validasi, kecepatan konvergensi, dan titik ketika *early stopping* terpicu) dapat menjadi bukti bahwa model mempelajari struktur identitas yang diskriminatif tanpa *overfitting* terhadap artefak sesi pengembangan, seperti pencahayaan, latar belakang, atau ekspresi kebiasaan siswa.

Evaluasi Model dilakukan untuk merepresentasikan proses presensi pada variasi sesi yang realistis, dengan menguji model pada set uji *cross-session* yang benar-benar *held-out* dan ketat, terdiri dari dua citra tambahan per siswa terdaftar (total 370 citra uji), yang diambil pada sesi terpisah dan tidak pernah digunakan selama

pengembangan model. Setiap citra uji diperlakukan sebagai satu percobaan presensi yang independen. Identifikasi dilakukan melalui pencocokan kemiripan kosinus (*cosine-similarity matching*) pada ruang *embedding* yang dipelajari, dengan opsi penolakan (*rejection*): identitas dengan skor tertinggi hanya diterima apabila nilai kemiripannya melampaui ambang tetap τ ; jika tidak, percobaan tersebut ditolak sebagai “tidak dikenali” (*not recognized*). Ambang operasi τ dipilih menggunakan data validasi dari *development folds* dengan menegakkan target *false rejection rate* (FRR) maksimum 0,02, yang dipilih sebagai pengaturan presensi yang praktis untuk membatasi kebutuhan verifikasi manual hingga tidak lebih dari 2% percobaan, melalui penyapuan ambang (*threshold sweep*). Nilai τ tersebut kemudian dipertahankan tetap untuk sesi uji *held-out* guna mencegah penyesuaian apa pun berbasis data uji.

Kinerja diringkas menggunakan metrik yang memisahkan ketepatan prediksi bersyarat pada penerimaan dari perilaku penolakan. *Coverage* (tingkat penerimaan) didefinisikan sebagai $\text{Coverage} = N_{\text{accepted}}/N_{\text{total}}$. Karena set uji bergaya presensi ini hanya terdiri dari siswa terdaftar, maka *False Rejection Rate* (FRR) adalah fraksi percobaan *genuine* yang ditolak, yaitu $\text{FRR} = N_{\text{rejected}}/N_{\text{total}} = 1 - \text{Coverage}$. Sebaliknya, *Accuracy* dan *F1-score* dihitung hanya pada percobaan yang diterima (*accepted attempts*), sehingga mencerminkan seberapa andal sistem mengidentifikasi siswa ketika sistem mengambil keputusan identitas, sementara *Coverage*/FRR mengukur seberapa sering sistem menolak untuk mengambil keputusan pada titik operasi yang dipilih.

Gambar 3.6 memvisualisasikan *trade-off* kegunaan–keandalan dengan memplot $\text{Coverage}(\tau)$ dan $\text{FRR}(\tau)$ yang bersesuaian pada berbagai nilai ambang, baik untuk validasi maupun uji, dengan $\tau = 0,5$ ditandai sebagai titik operasi terpilih. Sesuai ekspektasi, peningkatan τ menurunkan *Coverage* dan meningkatkan FRR; dalam konteks presensi, hal ini berarti tindakan *fallback* (misalnya konfirmasi manual) menjadi lebih sering, meskipun identifikasi yang diterima tetap memiliki akurasi yang tinggi



Gambar 3.6. Karakteristik Coverage–FRR pada Berbagai Nilai Ambang

Tabel 3.2 merangkum kinerja pada titik operasi $\tau = 0,5$. Pada data validasi, model mencapai Accuracy = 0,9875 dan F1 = 0,9844, yang dihitung hanya pada percobaan yang diterima. Keandalan di bawah mekanisme penolakan juga kuat, dengan Coverage = 0,9865, sehingga FRR = 0,0135 karena seluruh percobaan evaluasi berasal dari siswa terdaftar. Pada sesi uji *held-out*, model memperoleh Accuracy = 0,9830 dan F1 = 0,9870 pada percobaan yang diterima, dengan Coverage = 0,9838 dan FRR = 0,0162. Hasil ini menunjukkan pergeseran validasi-ke-uji yang relatif kecil dan lebih konsisten dengan perubahan akuisisi di lingkungan kelas (misalnya variasi pencahayaan atau latar) dibandingkan *overfitting* pada titik operasi. Untuk meningkatkan reproduibilitas dan menghindari ambiguitas akibat pembulatan, turut dilaporkan N_{total} , N_{accepted} , dan N_{rejected} , yang menjadi dasar perhitungan langsung untuk Coverage dan FRR.

Tabel 3.2. Kinerja Presensi pada Titik $\tau = 0,5$

Metric ($\tau = 0,5$)	Validation (Dev)	Test (Held-out)
Accuracy (<i>accepted-only</i>)	0,9875	0,9830
F1-score (<i>accepted-only</i>)	0,9844	0,9870
Coverage	0,9865	0,9838
FRR	0,0135	0,0162
N_{total}	740	370
N_{accepted}	730	364
N_{rejected}	10	6

BAB 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa rancangan dataset pose–ekspresi yang terstruktur (5 sudut pandang $\times$ 4 ekspresi; 20 citra per siswa) dan pemisahan pelatihan–pengujian lintas sesi yang ketat dapat membentuk *pipeline* pengenalan identitas yang praktis untuk kebutuhan presensi siswa sekolah dasar. Dataset yang terstandar membantu model mempelajari representasi identitas yang kompak dan tetap stabil pada variasi realistis yang lazim di lingkungan kelas. Protokol evaluasi yang memperlakukan setiap citra sebagai percobaan presensi independen dan mengizinkan keluaran “tidak dikenali” (*rejection*) merefleksikan kondisi operasional presensi lebih tepat dibanding sekadar akurasi *closed-set*, karena sistem presensi bukan hanya menuntut prediksi benar, tetapi juga membutuhkan mekanisme ketika sistem tidak cukup yakin. Pada titik operasi tetap $\tau = 0,5$, kinerja pada sesi *held-out* tetap tinggi dan stabil, dengan pergeseran generalisasi yang kecil. Pada uji *held-out* diperoleh *accuracy (accepted-only)* = 0,9830, *F1 (accepted-only)* = 0,9870, *coverage* = 0,9838, dan *FRR* = 0,0162. Hasil ini mengindikasikan representasi identitas yang dipelajari tidak “terkunci” pada satu sesi pengambilan, sehingga lebih relevan untuk skenario presensi lintas sesi. Di luar metrik utama, pelaporan ketepatan saat sistem memutuskan (*decided-trial correctness*) bersamaan dengan perilaku penolakan (*coverage/FRR*, termasuk jumlah *accepted/rejected*) memberi gambaran operasional mengenai *trade-off* kegunaan vs reliabilitas, sehingga pengelola sekolah dapat memperkirakan kebutuhan mekanisme *fallback* (misalnya verifikasi manual) yang mungkin muncul.

Untuk meningkatkan kesiapan penerapan dan kekuatan generalisasi, penelitian lanjutan disarankan memperluas akuisisi data ke *multisite* (lebih dari satu sekolah) dengan variasi perangkat kamera, kondisi pencahayaan yang lebih beragam hingga ekstrem, serta gangguan visual seperti *occlusion* (misalnya masker), termasuk perubahan penampilan dalam rentang waktu lebih panjang agar ketahanan terhadap pergeseran domain dapat diuji lebih komprehensif. Selain itu, evaluasi sebaiknya diperluas ke skenario *open-set* ketika individu tidak terdaftar dapat muncul, sehingga kemampuan sistem untuk “menolak yang tidak terdaftar” dapat diukur secara eksplisit dan relevan dengan kondisi operasional. Dari sisi tata kelola, perlu penguatan privasi melalui pendekatan *privacy-by-design*, termasuk opsi inferensi di perangkat (*on-device inference*), minimisasi data, serta kebijakan retensi dan kontrol akses yang jelas mengingat konteks pengguna anak usia sekolah. Aspek keamanan juga perlu ditingkatkan melalui pengujian dan/atau penambahan komponen *anti-spoofing/liveness detection* agar sistem lebih tahan terhadap penyalahgunaan berbasis foto atau video. Terakhir, disarankan dilakukan audit *fairness* pada subkelompok yang relevan (sejauh memungkinkan secara etis dan

legal) untuk memastikan kinerja sistem tetap andal dan tidak menimbulkan bias pada kelompok tertentu.

DAFTAR PUSTAKA

1. Wu M, Li C, Yao Z. Deep Active Learning for Computer Vision Tasks: Methodologies, Applications, and Challenges. Vol. 12, Applied Sciences (Switzerland). 2022.
2. Panagakis Y, Kossaifi J, Chrysos GG, Oldfield J, Nicolaou MA, Anandkumar A, et al. Tensor Methods in Computer Vision and Deep Learning. Proceedings of the IEEE. 2021;109(5).
3. Høye TT, Ärje J, Bjerger K, Hansen OLP, Iosifidis A, Leese F, et al. Deep learning and computer vision will transform entomology. Vol. 118, Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America. 2021.
4. Lu D, Yan L. Face Detection and Recognition Algorithm in Digital Image Based on Computer Vision Sensor. Vol. 2021, Journal of Sensors. 2021.
5. Mohialden YM, Hussien NM, Ali DMA. Enhancing User Authentication with Facial Recognition and Feature-Based Credentials. Journal La Multiapp [Internet]. 2023 Dec 29;4(6):243–52. Available from: <http://newinera.com/index.php/JournalLaMultiapp/article/view/903>
6. Luo C, Fan X, Yan Y, Jin H, Wang X. Optimization of Three-dimensional Face Recognition Algorithms in Financial Identity Authentication. INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTERS COMMUNICATIONS & CONTROL [Internet]. 2022 Mar 21;17(3). Available from: <http://univagora.ro/jour/index.php/ijccc/article/view/3744>
7. Bohy H, El Haddad K, Dutoit T. A New Perspective on Smiling and Laughter Detection: Intensity Levels Matter. In: 2022 10th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII) [Internet]. IEEE; 2022. p. 1–8. Available from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9953896/>
8. Li P, Phung SL, Bouzerdoum A, Tivive FHC. Automatic Recognition of Smiling and Neutral Facial Expressions. In: 2010 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications [Internet]. IEEE; 2010. p. 581–6. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/5692624/>
9. Ramzani Shahrestani M, Motamed S, Yamaghani M. Recognition of Facial and Vocal Emotional Expressions by SOAR Model. Journal of Information Systems and Telecommunication (JIST) [Internet]. 2023 Aug 20;11(43):209–21. Available from: <http://jist.ir/en/Article/39828>

10. Arsal M, Agus Wardijono B, Anggraini D. Face Recognition Untuk Akses Pegawai Bank Menggunakan Deep Learning Dengan Metode CNN. *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi* [Internet]. 2020 Jun 8;6(1):55–63. Available from: <https://teknosi.fti.unand.ac.id/index.php/teknosi/article/view/1511>
11. Pratama Y, Ginting LM, Nainggolan EHL, Rismanda AE. Face recognition for presense system by using residual networks-50 architecture. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*. 2021;11(6).
12. Putra CS, Octariadi BC, Siregar AC. Sistem Pengenalan Wajah Untuk Presensi Menggunakan Metode Haar Cascade. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer* [Internet]. 2024 Jul 30 [cited 2025 Oct 12];20(1):594. Available from: <https://ojs.stmik-banjarbaru.ac.id/index.php/progresif/article/view/1575>
13. Kurniawan H, Kusriani K, Kusnawi K. Klasifikasi Pengenalan Wajah Siswa Pada Sistem Kehadiran dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA* [Internet]. 2023 Apr 27;7(2):846. Available from: <https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/mib/article/view/5958>
14. Aldiani D, Dwilestari G, Susana H, Hamonangan R, Pratama D. Implementasi Algoritma CNN dalam Sistem Absensi Berbasis Pengenalan Wajah. *Jurnal Informatika Polinema* [Internet]. 2024 Feb 29;10(2):197–202. Available from: <https://jurnal.polinema.ac.id/index.php/jip/article/view/4852>
15. Son NT, Anh BN, Ban TQ, Chi LP, Chien BD, Hoa DX, et al. Implementing CCTV-Based Attendance Taking Support System Using Deep Face Recognition: A Case Study at FPT Polytechnic College. *Symmetry (Basel)* [Internet]. 2020 Feb 21;12(2):307. Available from: <https://www.mdpi.com/2073-8994/12/2/307>
16. Alhanaee K, Alhammadi M, Almenhali N, Shatnawi M. Face Recognition Smart Attendance System using Deep Transfer Learning. *Procedia Comput Sci* [Internet]. 2021;192:4093–102. Available from: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877050921019232>
17. Lateef A, Kamil M. Face Recognition-Based Automatic Attendance System in a Smart Classroom. *Iraqi Journal for Electrical and Electronic Engineering* [Internet]. 2024 Jun 15;20(1):37–47. Available from: <https://ijeee.edu.iq/Papers/Vol20-Issue1/1570915453.pdf>

18. Fajhar Muhammad, Agung Triayudi, Eri Mardiani. Implementation of Face Recognition for Lecturer Attendance Using Deep Learning CNN Algorithm. SaNa: Journal of Blockchain, NFTs and Metaverse Technology [Internet]. 2024 Sep 2;2(2):123–30. Available from: <https://journal.mediadigitalpublikasi.com/index.php/sana/article/view/275>
19. Tju TEE, Maylawati DS, Munawar G, Utomo S. Prediction of the COVID-19 Vaccination Target Achievement with Exponential Regression. JISA(Jurnal Informatika dan Sains). 2021;4(2).
20. Suryadewiansyah MK, Tju TEE. Naïve Bayes dan Confusion Matrix untuk Efisiensi Analisa Intrusion Detection System Alert. Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi. 2022;8(2).
21. Shalih MU, Tju TEE. Pembangunan Fitur dalam Identifikasi Cerdas Hoaks dengan Naïve Bayes dan Klasifikasi Decision Tree. Jutisi : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi [Internet]. 2024 Apr 7;13(1):142. Available from: <http://ojs.stmik-banjarbaru.ac.id/index.php/jutisi/article/view/1731>
22. Tju TEE, Anggraini JP, Shalih MU. Hand Sign Virtual Reality Data Processing Using Padding Technique. INSYST: Journal of Intelligent Systems and Computation [Internet]. 2024 [cited 2025 Aug 24];06:2024. Available from: <https://jurnal.istts.ac.id/index.php/INSYST/article/view/395/226>
23. Tju TEE, Shalih MU. Hand Sign Interpretation through Virtual Reality Data Processing. Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi [Internet]. 2024 Jun 3;17(2):185–94. Available from: <https://jiki.cs.ui.ac.id/index.php/jiki/article/view/1280>
24. Tju TEE, Tamatjita EN. Smart System on Two-dimensional Shapes Recognition Application for Kindergarten Students. Scientific Journal of Informatics [Internet]. 2024 Feb 25;11(1):53–60. Available from: <https://journal.unnes.ac.id/nju/sji/article/view/47494>
25. Tju TEE, Azaru NR. Optimizing Shopping Experience by Integrating Augmented Reality and Payment Gateway in SME Storefronts. MATICS: Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (Journal of Computer Science and Information Technology) [Internet]. 2024 Sep 23;16(2):69–75. Available from: <https://ejournal.uin-malang.ac.id/index.php/saintek/article/view/28695>

26. Logitech C310 HD Webcam, 720p Video with Noise Reducing Mic [Internet]. [cited 2025 Oct 5]. Available from: <https://www.logitech.com/en-us/shop/p/c310-hd-webcam>
27. Lenovo Legion 5 - 15ACH6 [Internet]. [cited 2025 Oct 19]. Available from: https://psref.lenovo.com/syspool/Sys/PDF/Legion/Lenovo_Legion_5_15ACH6H/Lenovo_Legion_5_15ACH6H_Spec.html
28. Mehare H Bin, Anilkumar JP, Usmani NA. The Python Programming Language. In: A Guide to Applied Machine Learning for Biologists [Internet]. Cham: Springer International Publishing; 2023. p. 27–60. Available from: https://link.springer.com/10.1007/978-3-031-22206-1_2
29. Ketkar N, Moolayil J. Deep Learning with Python [Internet]. Deep Learning with Python. Berkeley, CA: Apress; 2021. Available from: <http://link.springer.com/10.1007/978-1-4842-5364-9>
30. Imambi S, Prakash KB, Kanagachidambaresan GR. PyTorch. In: EAI/Springer Innovations in Communication and Computing [Internet]. 2021. p. 87–104. Available from: http://link.springer.com/10.1007/978-3-030-57077-4_10
31. Chaudhary A, Chouhan KS, Gajrani J, Sharma B. Deep Learning With PyTorch. In: Machine Learning and Deep Learning in Real-Time Applications [Internet]. 2020. p. 61–95. Available from: <http://services.igi-global.com/resolvedoi/resolve.aspx?doi=10.4018/978-1-7998-3095-5.ch003>
32. Deng J, Guo J, Ververas E, Kotsia I, Zafeiriou S. RetinaFace: Single-Shot Multi-Level Face Localisation in the Wild. In: 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [Internet]. IEEE; 2020. p. 5202–11. Available from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9157330/>
33. Xu X, Meng Q, Qin Y, Guo J, Zhao C, Zhou F, et al. Searching for Alignment in Face Recognition. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence [Internet]. 2021 May 18;35(4):3065–73. Available from: <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/16415>
34. Erakin ME, Demir U, Ekenel HK. On Recognizing Occluded Faces in the Wild. In: 2021 International Conference of the Biometrics Special Interest Group (BIOSIG) [Internet]. IEEE; 2021. p. 1–5. Available from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9548293/>
35. Dharmadinata OJ, Kusuma GP. IMPROVING FACE RECOGNITION IN LOW ILLUMINATION CONDITION USING COMBINATION OF

IMAGE ENHANCEMENT AND FACE RECOGNITION METHODS. J Theor Appl Inf Technol. 2023 Feb;101(4):1538–51.

36. Silva J, Cruz A, Sousa B, Gonçalves N. Towards Secure Biometric Solutions: Enhancing Facial Recognition While Protecting User Data. In: Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods [Internet]. SCITEPRESS - Science and Technology Publications; 2025. p. 507–18. Available from: <https://www.scitepress.org/DigitalLibrary/Link.aspx?doi=10.5220/0013252300003905>
37. Salamh ABS, Akyüz H. New Deep Learning Model for Face Recognition and Registration in Distance Learning. International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET) [Internet]. 2022 Jun 21;17(12):29–41. Available from: <https://online-journals.org/index.php/i-jet/article/view/30377>
38. Dewi N, Ismawan F. IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CNN UNTUK SISTEM PENGENALAN WAJAH. Faktor Exacta [Internet]. 2021 Mar 30;14(1):34. Available from: https://journal.lppmunindra.ac.id/index.php/Faktor_Exacta/article/view/8989
39. Tan L, Li H, Yu J, Zhou H, Wang Z, Niu Z, et al. Colorectal cancer lymph node metastasis prediction with weakly supervised transformer-based multi-instance learning. Med Biol Eng Comput [Internet]. 2023 Jun 21;61(6):1565–80. Available from: <https://link.springer.com/10.1007/s11517-023-02799-x>
40. Othmani A, Han D, Gao X, Ye R, Hadid A. Kinship recognition from faces using deep learning with imbalanced data. Multimed Tools Appl [Internet]. 2023 Apr 25;82(10):15859–74. Available from: <https://link.springer.com/10.1007/s11042-022-14058-6>
41. Karamizadeh S, Shojae Chaeikar S, Salarian H. Combining MTCNN and Enhanced FaceNet with Adaptive Feature Fusion for Robust Face Recognition. Technologies (Basel) [Internet]. 2025 Oct 3;13(10):450. Available from: <https://www.mdpi.com/2227-7080/13/10/450>
42. Deng J, Guo J, Yang J, Xue N, Kotsia I, Zafeiriou S. ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell [Internet]. 2022 Oct 1;44(10):5962–79. Available from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9449988/>

43. Xu J, Liu X, Zhang X, Si YW, Li X, Shi Z, et al. X2-Softmax: Margin adaptive loss function for face recognition. *Expert Syst Appl* [Internet]. 2024 Sep;249:123791. Available from: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417424006572>
44. Jiao J, Liu W, Mo Y, Jiao J, Deng Z, Chen X. Dyn-arcFace: dynamic additive angular margin loss for deep face recognition. *Multimed Tools Appl* [Internet]. 2021 Jul 23;80(17):25741–56. Available from: <https://link.springer.com/10.1007/s11042-021-10865-5>
45. Li K, Zhu X, Chen SL, Chen F, Yin XC, Chen L. Hypersphere guided embedding for masked face recognition. *Pattern Recognit Lett* [Internet]. 2023 Oct;174:46–51. Available from: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0167865523002349>
46. Deng J, Guo J, Liu T, Gong M, Zafeiriou S. Sub-center ArcFace: Boosting Face Recognition by Large-Scale Noisy Web Faces. In: *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* [Internet]. 2020. p. 741–57. Available from: https://link.springer.com/10.1007/978-3-030-58621-8_43

LAMPIRAN

Lampiran 1. Realisasi Penggunaan Anggaran

Dana Disetujui: Rp. 15.000.000,00

Jenis Pembelanjaan	Komponen	Item	Kuantitas	Biaya Satuan	Total
Belanja Bahan	ATK	- Spidol	6	12.000	72.000
		- Kertas A4	1	43.000	43.000
		- Pena	6	5.000	30.000
		- Materai	7	10.000	70.000
Belanja Bahan	Bahan penelitian (habis pakai)	- <i>Flashdisk</i>	3	250.000	750.000
Pengumpulan Data	Biaya Pengumpulan Data	- Pengumpulan data, total siswa 185, 20 foto/siswa	185	20.000	3.700.000
Pengumpulan Data	Honor pembantu peneliti	- 1 org, 33 jam	33	27.000	891.000
Pengumpulan Data	Transport	- 3 org, 3x	9	36.000	324.000
Pengumpulan Data	Konsumsi	- 3 org, 3x	9	80.000	720.000
Pengumpulan Data	Instrumen	- Pembuatan Aplikasi Foto	1	2.000.000	2.000.000
Analisis Data	Konsumsi	- 3 org, 3x	9	80.000	720.000
Analisis Data	Honor pengolah data	- 1 org, 3x	3	150.000	450.000
Pengumpulan Data	FGD	- 3 org, 3x	9	270.000	2.430.000

Sewa Peralatan	Peralatan penelitian	- 2 laptop	2	600.000	1.200.000
		- 2 Webcam	2	400.000	800.000
Pelaporan penelitian	Honor administrasi peneliti	- 1 org, 4 bln	4	150.000	600.000
Lainnya	Biaya Jasa Pengetikan	- 1 paket	1	200.000	200.000

Lampiran 2. Surat Perjanjian Kontrak Penelitian

UNIVERSITAS BUDI LUHUR
Kampus Pusat : Jl. Raya Ciledug - Pondokgiri Utara - Jakarta Selatan 12260
Telp : 021-5853753 (Pusat), Fax : 021-5853489, http://www.budiluhur.ac.id

FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS EKONOMI DAN BISNIS
FAKULTAS ILMU SOSIAL DAN STUDI GLOBAL
FAKULTAS TEKNIK
FAKULTAS KOMUNIKASI DAN DESAIN KREATIF

SURAT PERJANJIAN KONTRAK PENELITIAN
Nomor A/UBL/DRPM/000/189/11/25

Pada hari ini, Rabu 05 November 2025 Semester Gasal Tahun Ajaran 2025/2026, kami yang bertandatangan di bawah ini:

1. Prof. Dr. Ir. Prudensius Maring, M.A., selaku Direktur Riset dan Pengabdian Kepada Masyarakat Universitas Budi Luhur, selanjutnya disebut PIHAK PERTAMA.
2. Teja Endra Eng Tju, S.T., M.Kom., selaku Peneliti selanjutnya disebut PIHAK KEDUA.

Kedua belah pihak menyatakan bersepakat untuk membuat perjanjian kontrak penelitian sebagai berikut:

Pasal 1
Judul Penelitian

PIHAK PERTAMA dalam jabatannya tersebut di atas, memberikan tugas kepada PIHAK KEDUA untuk melaksanakan penelitian yang berjudul: *Pemodelan Deep Learning untuk Face Recognition pada Presensi Siswa Sekolah Dasar*

Pasal 2
Personalita Penelitian

Peneliti Utama : Teja Endra Eng Tju, S.T., M.Kom.
Anggota Peneliti : Lauw Li Hin, S.Kom., M.Kom.

Pasal 3
Waktu dan Biaya Penelitian

1. Waktu penelitian adalah 5 bulan, terhitung sejak tanggal 08 September 2025 sampai dengan 08 Februari 2026.
2. Biaya pelaksanaan penelitian ini dibebankan pada Yayasan Pendidikan Budi Luhur Cakti Tahun 2025 dengan nilai kontrak sebesar Rp 15,000,000.00 (lima belas juta rupiah)

Pasal 4
Cara Pembayaran

Pembayaran biaya penelitian diberikan secara bertahap, sebagai berikut:

1. Tahap pertama sebesar 50% dari nilai kontrak, setelah surat perjanjian kontrak penelitian ini ditandatangani oleh kedua belah pihak.
2. Tahap kedua sebesar 50% dari nilai kontrak, setelah PIHAK KEDUA menyerahkan Laporan Hasil Penelitian kepada PIHAK PERTAMA.

Pasal 5
Keaslian Penelitian dan Ketidakterikatan dengan Pihak Lain

1. PIHAK KEDUA bertanggungjawab atas keaslian judul penelitian sebagaimana disebutkan dalam Pasal 1 Surat Perjanjian Kontrak Penelitian ini (bukan duplikat/plagiat/plagiat) dari penelitian orang lain.
2. PIHAK KEDUA menjamin bahwa judul penelitian tersebut bebas dari ikatan dengan pihak lain atau tidak sedang didanai oleh pihak lain.

KAMPUS ROY : Pusat Negeri Roy Mas Blok E.2 No. 38-39 Telp : 021-6328709 - 6328710, Fax : 021-6322872
KAMPUS SALEHBA : Sentra Salemba Mas Blok S-T, Telp : 021-3928688 - 3928689, Fax : 021-3161636

UNIVERSITAS BUDI LUHUR
Kampus Pusat : Jl. Raya Ciledug - Pondokgiri Utara - Jakarta Selatan 12260
Telp : 021-5853753 (Pusat), Fax : 021-5853489, http://www.budiluhur.ac.id

FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS EKONOMI DAN BISNIS
FAKULTAS ILMU SOSIAL DAN STUDI GLOBAL
FAKULTAS TEKNIK
FAKULTAS KOMUNIKASI DAN DESAIN KREATIF

3. PIHAK KEDUA menjamin bahwa judul penelitian tersebut bukan merupakan penelitian yang SEDANG ATAU SUDAH selesai dikerjakan, baik didanai oleh pihak lain maupun oleh sendiri.
4. PIHAK PERTAMA tidak bertanggungjawab terhadap tindakan plagiat yang dilakukan oleh PIHAK KEDUA.
5. Apabila dikemudian hari diketahui ketidakbenaran pernyataan ini, maka kontrak penelitian DINYATAKAN BATAL, dan PIHAK KEDUA wajib mengembalikan dana yang telah diterima kepada Yayasan Pendidikan Budi Luhur Cakti sebagai pemberi dana.

Pasal 6
Monitoring Penelitian

1. PIHAK PERTAMA berhak untuk:
 - a. Melakukan pengawasan administrasi, monitoring, dan evaluasi terhadap pelaksanaan penelitian.
 - b. Memberikan sanksi jika dalam pelaksanaan penelitian terjadi pelanggaran terhadap isi perjanjian oleh peneliti.
 - c. Bentuk sanksi disesuaikan dengan tingkat pelanggaran yang dilakukan.
2. Pemantauan kemajuan penelitian dikordinasikan oleh PIHAK PERTAMA.
3. Pelaksanaan kemajuan penelitian dilaksanakan pada tanggal 13 Desember 2025.
4. Format Laporan Kemajuan dan teknis pelaksanaannya diatur oleh PIHAK PERTAMA.

Pasal 7
Laporan Akhir Penelitian

PIHAK KEDUA wajib menyerahkan laporan akhir dalam bentuk softcopy, paling lambat tanggal 07 Februari 2026.

Pasal 8
Sanksi

Segala kelalaian baik disengaja maupun tidak, sehingga menyebabkan keterlambatan menyerahkan laporan hasil penelitian dengan batas waktu yang telah ditentukan akan mendapatkan sanksi sebagai berikut:

1. Tidak diperbolehkan mengajukan usulan penelitian pada semester berikutnya bagi ketua dan anggota peneliti.
2. PIHAK KEDUA diberikan kesempatan perpanjangan waktu penelitian selama 2 (dua) minggu sampai dengan tanggal 21 Februari 2026.
3. Jika setelah masa perpanjangan tersebut PIHAK KEDUA tidak dapat menyelesaikan penelitiannya, PIHAK KEDUA diwajibkan mengembalikan dana yang sudah diterima kepada Yayasan Pendidikan Budi Luhur Cakti dengan cara mengembalikan tunai kepada PIHAK PERTAMA.

KAMPUS ROY : Pusat Negeri Roy Mas Blok E.2 No. 38-39 Telp : 021-6328709 - 6328710, Fax : 021-6322872
KAMPUS SALEHBA : Sentra Salemba Mas Blok S-T, Telp : 021-3928688 - 3928689, Fax : 021-3161636

Pasal 9
Penutup

Perjanjian ini berlaku sejak ditandatangani dan disetujui oleh PIHAK PERTAMA dan PIHAK KEDUA.

PIHAK PERTAMA



Prof. Dr. Ir. Prudensius Maring, M.A.
NIP. 190043

Jakarta, 05 November 2025

PIHAK KEDUA



Teja Endra Eng Tju, S.T., M.Kom.
NIP. 190046

KAMPUS ROY : Pusat Negeri Roy Mas Blok E.2 No. 38-39 Telp : 021-6328709 - 6328710, Fax : 021-6322872
KAMPUS SALEHBA : Sentra Salemba Mas Blok S-T, Telp : 021-3928688 - 3928689, Fax : 021-3161636

Lampiran 3. Catatan Harian

No	Tanggal	Kegiatan
1.	07/10/2025	Catatan: Sosialisasi pelaksanaan penelitian oleh DRPM
2.	08/10/2025	Catatan: Pengumpulan referensi jurnal artikel yang relevan
3.	10/10/2025	Catatan: Penyusunan kerangka konsep penelitian
4.	20/10/2025	Catatan: Pengusulan proposal penelitian
5.	29/10/2025	Catatan: Pengembangan aplikasi <i>web</i> berbasis GUI untuk pengumpulan data wajah siswa
6.	05/11/2025	Catatan: Penandatanganan Kontrak Penelitian
7.	06/11/2025	Catatan: Koordinasi teknis dengan pihak sekolah dasar terkait jadwal, lokasi, dan teknis pengambilan data wajah siswa
8.	10/11/2025	Catatan: Pelaksanaan pengambilan data wajah siswa di sekolah dasar
9.	14/11/2025	Catatan: Melakukan pra-pemrosesan data menggunakan RetinaFace
10.	20/11/2025	Catatan: Ekstraksi fitur wajah menggunakan model ResNet50 dan normalisasi <i>embedding</i>
11.	23/11/2025	Catatan: Pelatihan model pengenalan wajah menggunakan pendekatan ArcFace dan pembagian data latih–validasi
12.	13/12/2025	Catatan: Unggah laporan kemajuan di sistem DRPM Universitas Budi Luhur
13.	15/12/2025	Catatan: Evaluasi kinerja model pada data validasi dengan metrik accuracy untuk memantau kemampuan generalisasi selama proses pelatihan
14.	17/12/2025	Catatan: Pengujian model pada data baru dengan metrik accuracy, F1-score, Coverage, dan FRR
15.	20/12/2025	Catatan: Penyusunan rekap hasil evaluasi model dalam bentuk tabel dan ringkasan
16.	23/12/2025	Catatan: Merumuskan kesimpulan, rekomendasi peningkatan model, serta kesiapan sistem untuk integrasi presensi
17.	25/12/2025	Catatan:

		Penulisan luaran artikel jurnal dan laporan akhir
18.	30/12/2025	Catatan: Pengecekan kesesuaian artikel dengan template dan pedoman jurnal
19.	03/01/2026	Catatan: Submit artikel ke Jurnal Internasional terakreditasi
20.	09/01/2026	Catatan: Penyerahan laporan akhir ke FTI dan DRPM Universitas Budi Luhur

DergiPark AKADEMISIA T. Endra Eng Tju

Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences

☰ MENU

🏠 · My Journals · Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences · Author Panel · 1853000

Deep Learning-Based Face Recognition Modeling for Elementary School Attendance

Type: Research Article
Subject: Artificial Intelligence (Other)
Id: 1853000
Similarity Ratio: 0%
Similarity Report: 📄

Status: With Editor

Submission Date: January 3, 2026

Due Date: January 20, 2026

Editor Ahmet Zengin	Section Editor Mustafa Akpinar
-------------------------------	--

Overview Review
 Files
 Messages
 Timeline
 Emails

January 5, 2026 at 11:02:05 AM

Mustafa Akpinar has been assigned as section editor by Ahmet Zengin.

January 5, 2026 at 10:53:30 AM

Ahmet Zengin has been assigned as editor by Ahmet Zengin.

January 3, 2026 at 6:00:05 AM

Article has been sent by Tejo Endra Eng Tjia.

Editors

⌵

Editor

Assigned Date: January 5, 2026

Ahmet Zengin

Section Editor

Assigned Date: January 5, 2026

Mustafa Akpinar

↩ Withdraw Article

?