

PALMPRINT

PROJECT

Kelompok 6 - Financial Technology

M Daffa Ma'arif (2305771) Ismail Fatih Raihan (2307840)





TABLE OF CONTENTS

•	Pen	gena	lan

- Alur Kerja
- Eksperimen 1
- Eksperimen 2
- Eksperimen 3
- Perbandingan
- Pembelajaran

\cap	
U	

02

03

04

05

06

07



PENGENALAN

Sistem keamanan tradisional seperti password dan kartu masih memiliki kelemahan, misalnya mudah dicuri atau disalahgunakan. Teknologi biometrik hadir sebagai solusi yang lebih aman karena memanfaatkan ciri fisiologis manusia yang unik dan sulit dipalsukan.

Palm Print

Salah satu metode biometrik yang potensial adalah palmprint atau citra telapak tangan, yang memiliki area luas, pola khas, serta sulit ditiru. Uji Coba ini bertujuan membangun dan membandingkan tiga pendekatan model deep learning untuk verifikasi palmprint, sehingga dapat diketahui metode yang paling efektif dalam meningkatkan akurasi dan keandalan sistem verifikasi biometrik.

ALUR KERJA PROYEK



PENGUMPULAN & PENATAAN DATA

https://www.kaggle.com/datasets/mahdieizadpanah/birjand-university-mobile-palmprint-databasebmpd

didapat dari kaggle, data berisi 1640 gambar pada 41 folder dengan ID unik, tiap folder berisi 40 file foto tangan subjek, 20 tangan kiri (L), dan 20 tangan kanan (R).

diambil pada 2 sesi yang berbeda, First (F) dan Second (S) yang diambil 2 minggu setelahnya.

*kami juga menambahkan 1 folder tambahan berisi foto telapak tangan salah satu anggota kami yang diambil manual

Izadpanahkakhk M, Razavi SM, Taghipour-Gorjikolaie M, Zahiri SH, Uncini A. Novel mobile palmprint databases for biometric authentication. International Journal of Grid and Utility Computing. 2019;10(5):465-74.

PENGUMPULAN & PENATAAN DATA

contoh isi folder id 001

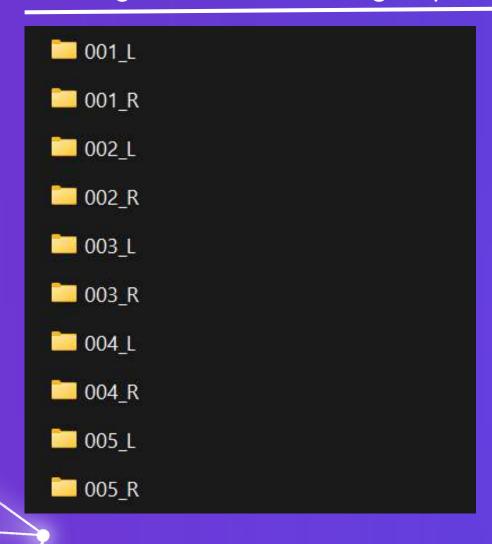


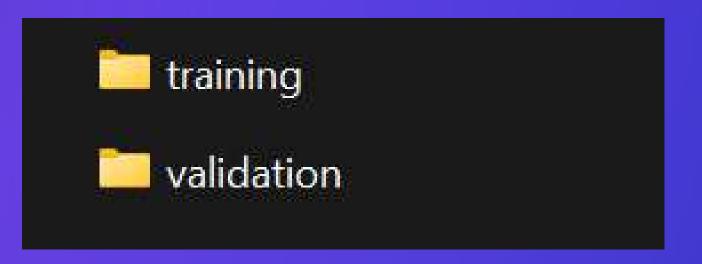
format penamaan
(id)_(sesi)_(L/R)_(no)

001_F_R_0
id 1, sesi pertama (first),
tangan kanan

PENGUMPULAN & PENATAAN DATA

setiap ID dipisah menjadi 2 kelas yang berbeda (Left dan Right), lalu di-split untuk training dan validasi dengan perbandingan 8:2





EKSPERIMEN 1 - MODEL KLASIFIKASI

Tujuan

Mengidentifikasi ID_XXX dari N orang yang ada.

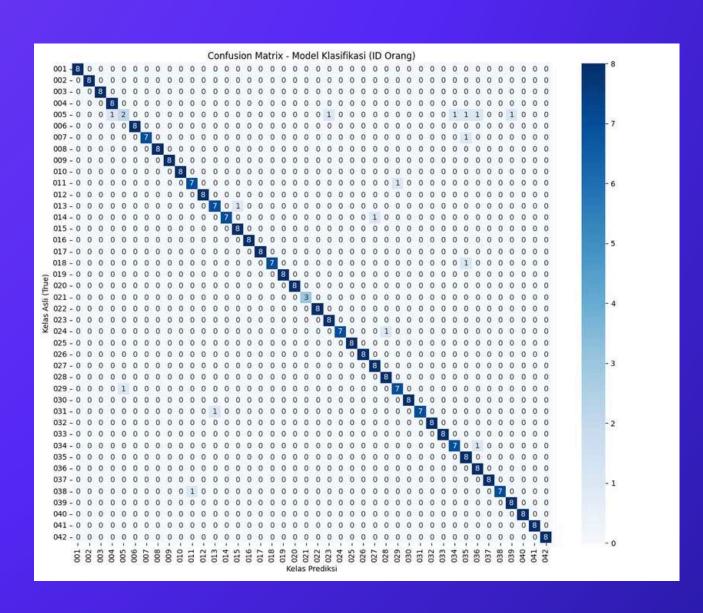
Arsitektur

CNN (MobileNetV2) + Softmax

Menghasilkan
probabilitas untuk
setiap ID & memilih
yang tertinggi.

Hasil

Akurasi **95.17%** pada data uji.



Kelemahan

Tidak Skalabel. Harus training ulang jika ada pengguna baru. jika ID yang tidak terdaftar dipakai untuk prediksi, bagaimana hasilnya?

```
=== Hasil Prediksi ===

Gambar yang diuji: ../data/test_unverified/IMG_20250919_164209_345.jpg

Kelas yang diprediksi: ID 018_R

Tingkat Keyakinan (Confidence): 97.85%

Top 3 Prediksi:
- ID 018_R: 97.85%

- ID 042_L: 1.31%

- ID 024_R: 0.42%
```

hasil prediksi dengan kelas lain dengan tingkat confidence tinggi.



EKSPERIMEN 2 - VERIFIKASI BERBASIS JARAK

Tujuan

Memverifikasi identitas (Ya/Tidak) secara fleksibel.

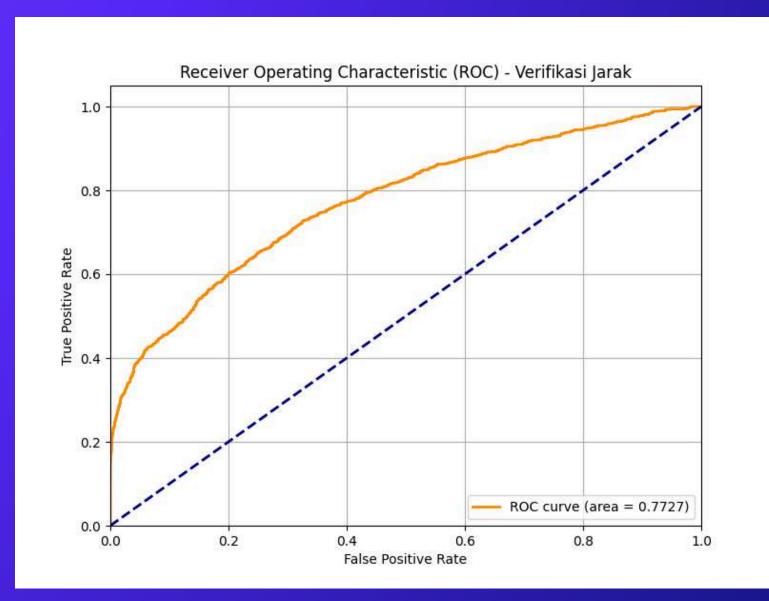
Metodologi

Mengambil embedding dari Model 1 & membuat template database.

Mengekstrak "DNA" digital (embedding) & membandingkan jaraknya ke template master.

Hasil

Performa yang cukup baik sebagai baseline.







jika ID yang tidak terdaftar dipakai untuk prediksi, bagaimana hasilnya?

```
=== Hasil Verifikasi Jarak ===
Gambar Uji: 093_P_23.jpg
Ambang Batas (Threshold): 30.0000

X VERIFIKASI DITOLAK: UNKNOWN ID
    Jarak Terdekat ke ID 011_R: 37.0858 (DIATAS Threshold)

Jarak ke Semua ID (Terurut):
    ID 011_R: 37.0858
    ID 031_R: 37.7882
    ID 013_R: 43.3142
    ID 023_L: 43.4778
    ID 021_R: 45.5925
```

verifikasi ditolak karena jarak melebihi threshold.



EKSPERIMEN 3 - VERIFIKASI DENGAN TRIPLET LOSS

Tujuan

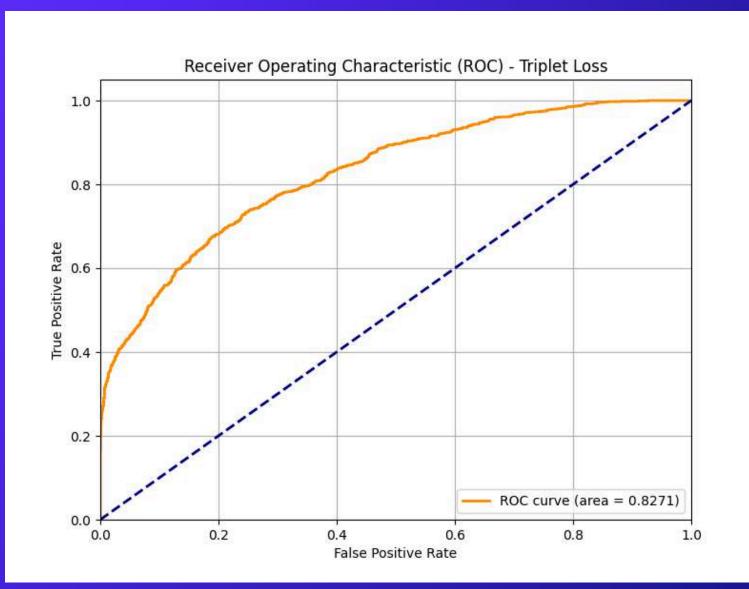
Melatih model secara khusus untuk mempelajari jarak.

Metodologi

Arsitektur Metric Learning dengan batch_hard_triplet_loss.

Fokus training pada contohcontoh yang paling sulit dibedakan. Hasil

Performa jauh lebih unggul.







PERBANDINGAN HASIL EVALUASI

			\$©		
	MODEL 1: KLASIFIKASI		MODEL 2: VERIFIKASI JARAK	MODEL 3: TRIPLET LOSS	
METRIK UTAMA	Akurasi		Area Under Curve (AUC)	Area Under Curve (AUC)	
SKOR	95.17%		0.7727	0.8271	
SKALABILITAS	Rendah		Tinggi	Tinggi	

KUNCI PEMBELAJARAN

Data Quality

01

- Background: Sangat berpengaruh, menyebabkan prediksi tidak akurat.
- Aksesoris: Jam tangan/cincin dapat menyebabkan kegagalan deteksi.

02

Strategi Hybrid

- Saat Training: Pisahkan kelas Kiri (L) & Kanan (R) untuk presisi maksimal.
- Saat Verifikasi: Satukan L & R untuk kenyamanan & fleksibilitas pengguna.

MASALAH DI DUNIA NYATA: KEGAGALAN GENERALISASI

meskipun skor AUC tinggi (0.8271), model awal gagal total saat diuji dengan background yang variatif.



testbg2.jpg



testbg3.jpg



testbg4.jpg



testbg5.jpg



testbg6.jpg



uji model dengan **backgorund variatif** dari gambar tangan salah satu anggota kelompok, dengan **ID 042**

```
[test2.jpg] ✓ DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.8365)
[test3.jpg] ✓ DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.8311)
[testbg1.jpg] ✓ DITERIMA sebagai ID 008 (Jarak: 0.8122)
[testbg2.jpg] ✓ DITERIMA sebagai ID 014 (Jarak: 0.7814)
[testbg3.jpg] ✓ DITERIMA sebagai ID 039 (Jarak: 0.8771)
[testbg4.jpg] ✓ DITERIMA sebagai ID 018 (Jarak: 0.8960)
[testbg5.jpg] ✓ DITERIMA sebagai ID 036 (Jarak: 0.8732)
[testbg6.jpg] ✓ DITERIMA sebagai ID 012 (Jarak: 0.8376)
```

verifikasi ID tidak akurat







test3.jpg

mirip dengan data training











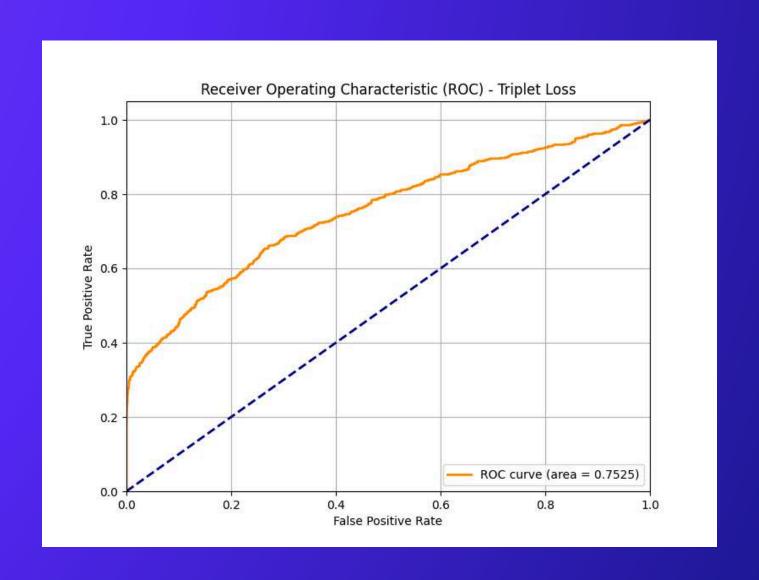
EKSPERIMEN SOLUSI #1 - SEGMENTASI PALM-ONLY

Tujuan

Mengisolasi telapak tangan secara presisi, membuang semua noise (background & jari).

Metode

Menggunakan MediaPipe HandLandmarker untuk membuat mask poligon.



Hasil

skor AUC menurun menjadi 0.75





EKSPERIMEN SOLUSI #2 - SEGMENTASI FULL-HAND

Tujuan

Jalan tengah terbaik:
menghilangkan noise
background sambil
mempertahankan fitur
bentuk tangan yang
penting.

Metode

Beralih ke MediaPipe ImageSegmenter untuk menghilangkan background

Hasil

Jauh Lebih Tangguh: Berhasil memproses sebagian besar gambar.





Meskipun hasil segmentasi tidak 100% sempurna (terdapat "halo"), ini konsisten dan tidak mengganggu model.

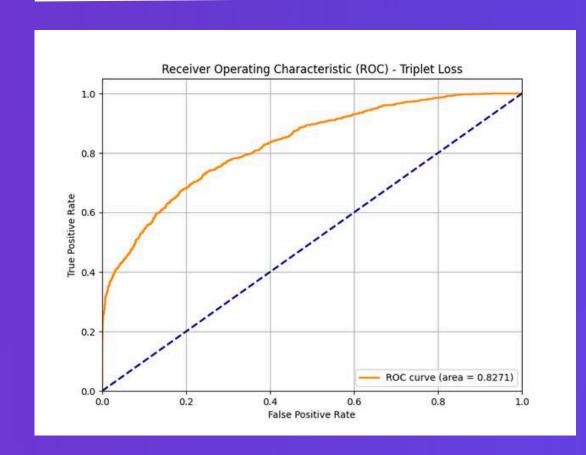




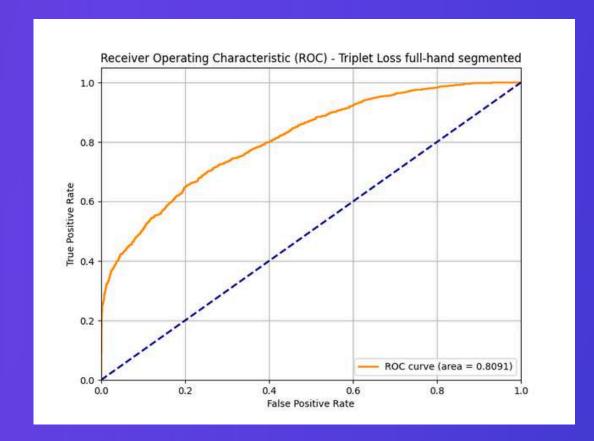


fitur tidak hilang

skor AUC sedikit lebih rendah daripada model awal tanpa segmentasi



sebelum segmentasi AUC = 0.82



sesudah segmentasi AUC = 0.80

Test menggunakan gambar dengan background variatif, dengan threshold 0.8



```
[left.jpg]    DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.5316)
[left_karpet.jpg]    DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.4839)
[L_clear.jpg] DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.3476)
[right.jpg]    DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.4796)
[R_clear.jpg] 🔽 DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.3408)
[test.jpg] 🗹 DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.5580)
[test1.jpg] 🗹 DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.5590)
[test2.jpg] 🔽 DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.4133)
[test3.jpg] 🗹 DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.5793)
[testbg1.jpg] 🗹 DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.4507)
[testbg2.jpg] 🗹 DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.4757)
[testbg3.jpg] 🔽 DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.3474)
[testbg4.jpg] 🗹 DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.6204)
[testbg5.jpg] 🔽 DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.4434)
[testbg6.jpg] 🗹 DITERIMA sebagai ID 042 (Jarak: 0.5568)
```

semua gambar dikenali dengan baik dengan ID yang tepat (042)

KALIBRASI & HASIL AKHIR

Kalibrasi Threshold

- menyiapkan 2 folder yang berisi data genuine (merupakan ID yang dikenali model) dan imposter (data asing, bukan ID terdaftar), masing masing berisi 40 gambar.
- Menggunakan skrip **verifikasi batch** (verify_folder.py) pada 40 gambar genuine dan imposter.

dengan threshold awal (0.8), meskipun hasil verifikasi pada data genuine diterima semua, tetapi data imposter juga hampir seluruhnya diterima juga.

```
--- RINGKASAN VERIFIKASI BATCH ---
Total Gambar Diuji : 40

Diterima (Accepted) : 40

Ditolak (Rejected) : 0
```

```
--- RINGKASAN VERIFIKASI BATCH ---
Total Gambar Diuji : 40

Diterima (Accepted) : 38

Ditolak (Rejected) : 2
```

perlu kalibrasi nilai threshold yang menjadi batas antara nilai yang diterima dan ditolak

Kelompok Data	Tipe Uji	Jumlah Gambar	Jarak Terendah	Jarak Tertinggi	Rata-rata Jarak
Verified	Genuine (Pengguna Asli)	40	0.2744	0.6454	~0.4735
Unverified	<i>Imposter</i> (Pengguna Palsu)	40	0.5536	0.8539	~0.6874

Dari tabel diatas, kita bisa melihat pola yang jelas:

- Jarak **Genuine**: Skor untuk pengguna asli secara konsisten berada di rentang rendah, dengan nilai tertinggi hanya **0.6454**.
- Jarak **Imposter**: Skor untuk pengguna palsu secara konsisten berada di rentang yang lebih tinggi, dengan nilai terendah **0.5536**.

Ada sedikit **tumpang tindih (overlap)** antara kedua kelompok di rentang **~0.55 hingga ~0.65**. Di sinilah kita harus menentukan "garis pemisah" atau THRESHOLD.

- Nilai Threshold: 0.60
- Alasan: Nilai ini berada tepat di antara jarak tertinggi pengguna asli dan jarak terendah pengguna palsu. Ini memberikan keseimbangan yang sangat baik antara keamanan dan kenyamanan.
- Hasil: Akan menerima hampir semua pengguna asli (hanya menolak yang jaraknya > 0.60, seperti ID 012), dan akan menolak hampir semua penipu (hanya menerima yang jaraknya < 0.60, seperti ID 053 dan 090).

```
--- RINGKASAN VERIFIKASI BATCH ---
                                            --- RINGKASAN VERIFIKASI BATCH ---
 Total Gambar Diuji
                             : 40
                                            Total Gambar Diuji
                                                                        : 40
                                               Diterima (Accepted)
  ☑ Diterima (Accepted)
                               : 37
  Ditolak (Rejected)
                               : 3
                                                                          : 37
                                           [testbg4.jpg] 🗙 DITOLAK. Terdekat dengan ID 042 (Jarak: 0.6204)
                                           [053_P_23.JPG] 🗹 DITERIMA sebagai ID 040 (Jarak: 0.5884)
[012_S_L_23.JPG] X DITOLAK. Terdekat dengan ID 012 (Jarak: 0.6454)
                                           [053_RF_13.JPG] 🗹 DITERIMA sebagai ID 031 (Jarak: 0.5536)
[012_S_L_28.JPG] 🗙 DITOLAK. Terdekat dengan ID 012 (Jarak: 0.6348)
```



