

Optimasi Pengenalan Wajah Pada Kondisi Low Light Menggunakan Kombinasi YOLOv5-Face, FaceNet, Dan CLAHE

Rayhan Ferdiansyah¹, Erna Daniati², Aidina Ristyawan³

^{1,2,3} Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Sistem Informasi, Universitas Nusantara PGRI Kediri, Kediri, Indonesia

Email: ¹rayzen415@gmail.com, ²ernadaniati@unpkediri.ac.id, ³aidinaristi@unpkediri.ac.id

Correspondence Author Email: ernadaniati@unpkediri.ac.id

Abstrak Degradasi intensitas pencahayaan pada lingkungan *low light* menjadi masalah utama yang menurunkan akurasi sistem deteksi dan pengenalan wajah berbasis *deep learning*. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan performa pipa pemrosesan biometrik pada kondisi redup ekstrem tanpa melakukan pelatihan ulang model. Kebaruan penelitian ini terletak pada perancangan integrasi tak berpelatihan (*retrainless*) antara prapemrosesan hibrida CLAHE dan *Bilateral Filter* pada saluran luminansi ruang warna LAB dengan pipa pemrosesan terpadu YOLOv5-Face dan FaceNet. Pengujian massal dilakukan menggunakan *pair based evaluation* pada 3.000 pasang wajah dari *dataset benchmark* VGGFace2 yang disimulasikan secara terkontrol menggunakan nilai eksponen gamma ($\gamma = 0,5$). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa tahap prapemrosesan berhasil memulihkan laju *Detection Rate* YOLOv5-Face dari 88,7% menjadi 89,8%. Sementara itu pada tahap verifikasi identitas, model FaceNet mencatatkan peningkatan daya pisah kelas dengan perolehan nilai *Area Under Curve* (AUC-ROC) tertinggi sebesar 0,927 (kategori sangat baik), akurasi global sebesar 89,3%, serta mampu mempertahankan stabilitas *Gap Cosine Distance* pada indeks 0,6005. Karakteristik ini membuktikan ketangguhan geometri vektor ciri dalam memisahkan batas antar-identitas tanpa saling tumpang tindih. Implementasi sistem ke dalam aplikasi web Streamlit mengonfirmasi bahwa metode pemulihan kontras tradisional ini tetap relevan, efisien, dan andal untuk mengamankan verifikasi biometrik pada kondisi pencahayaan rendah.

Kata Kunci: Cahaya Rendah; CLAHE; FaceNet; Pengenalan Wajah; YOLOv5-face

Abstract Degradation of illumination intensity in low light environments is a major issue that reduces the accuracy of deep learning based face detection and recognition systems. This study aims to optimize the performance of the biometric processing pipeline under extreme low light conditions without retraining the model. The novelty of this research lies in the design of a retrainless integration between the hybrid preprocessing of CLAHE and Bilateral Filter on the luminance channel of the LAB color space with the integrated processing pipeline of YOLOv5-Face and FaceNet. Mass testing was conducted using pair-based evaluation on 3,000 face pairs from the VGGFace2 benchmark dataset, simulated in a controlled manner using a gamma exponent value ($\gamma = 0,5$). Experimental results show that the preprocessing stage successfully restored the YOLOv5-Face Detection Rate from 88.7% to 89.8%. Meanwhile, in the identity verification stage, the FaceNet model recorded an increase in class separability, achieving the highest Area Under the Curve (AUC-ROC) value of 0.927 (classified as excellent), a global accuracy of 89.3%, and the ability to maintain the stability of the Cosine Distance Gap at an index of 0.6005. This characteristic proves the robustness of the feature vector geometry in separating boundaries between identities without overlapping. The implementation of the system into a Streamlit web application confirms that this traditional contrast restoration method remains relevant, efficient, and reliable for securing biometric verification under low-light conditions.

Keywords: CLAHE; FaceNet ; Face Recognition; Low Light; YOLOv5-face

1. PENDAHULUAN

Deteksi dan pengenalan wajah merupakan salah satu cabang *computer vision* yang berkembang pesat dan telah diterapkan secara luas dalam berbagai bidang, mulai dari keamanan dan pengawasan, sistem kontrol akses, hingga identifikasi forensik. Keunggulan utama teknologi ini terletak pada kemampuannya melakukan identifikasi individu secara *non invasif* tanpa kontak fisik, sehingga lebih efisien dibandingkan metode biometrik konvensional seperti sidik jari atau kartu identitas [1]. Meskipun demikian, implementasi sistem pengenalan wajah di dunia nyata menghadapi tantangan serius ketika dihadapkan pada kondisi pencahayaan rendah (*low light*), yang umum dijumpai pada kamera CCTV malam hari, area dengan cahaya buatan tidak merata, atau perangkat kamera berkualitas rendah [2].

You Only Look Once version 5 (YOLOv5) merupakan algoritma deteksi objek berbasis *deep learning* yang melakukan deteksi objek dalam satu kali proses inferensi (*single pass*), sehingga unggul dalam kecepatan dibandingkan metode dua tahap seperti R-CNN [3]. Dikombinasikan dengan FaceNet yang menggunakan arsitektur InceptionResnetV1 dan *Triplet Loss*, *pipeline* YOLOv5 yang dikombinasikan dengan FaceNet mampu menghasilkan *embedding* wajah berdimensi 512 yang sangat diskriminatif [4]. Namun, ada penelitian lain yang secara konsisten menunjukkan bahwa performa model deteksi berbasis YOLO menurun signifikan pada kondisi *low light* akibat rendahnya kontras, hilangnya detail tekstur, dan meningkatnya *noise* visual [5] [6]. Peneliti lain mengkonfirmasi bahwa kondisi *low light* juga menyebabkan *embedding* FaceNet menjadi kurang diskriminatif karena informasi tekstur wajah yang menjadi pembeda antar identitas menjadi kabur [2].

Berbagai penelitian telah mengkaji solusi untuk pengenalan wajah pada kondisi *low light*. Penelitian lain mengintegrasikan CLAHE dengan CNN modifikasi dan mencapai *detection rate* 94,5% pada dataset *Dark Face*, namun tidak menggunakan YOLOv5 sebagai detektor maupun FaceNet sebagai *embedder* [7]. Penelitian lain juga mengembangkan *Low FaceNet* yang mengintegrasikan peningkatan citra langsung ke dalam jaringan FaceNet, namun pendekatannya memerlukan pelatihan ulang model yang mahal secara komputasi [8]. Penelitian mengenai optimasi

pengenalan wajah pada kondisi pencahayaan rendah, peneliti melakukan evaluasi metode *image enhancement* menggunakan teknik ekualisasi histogram untuk menormalisasi pencahayaan ekstrem pada citra wajah, namun implementasi sistem tersebut belum melibatkan algoritma YOLOv5 sebagai komponen detektor utamanya [9]. Penelitian lain juga mengkonfirmasi bahwa *image enhancement* sangat diperlukan untuk FaceNet pada kondisi *low light*, namun tidak mengevaluasi CLAHE secara spesifik [10]. Adapun penelitian lain yang membuktikan CLAHE dapat meningkatkan akurasi pengenalan wajah resolusi rendah, namun menggunakan metode tradisional LBPH bukan FaceNet [11]. Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, terdapat *research gap*: belum ada penelitian yang secara eksplisit mengkombinasikan CLAHE sebagai *preprocessing* dengan *pipeline* YOLOv5 yang dikombinasikan dengan FaceNet dan mengevaluasinya menggunakan metrik komprehensif (*Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, AUC-ROC, Detection Rate*) pada kondisi *low light* yang disimulasikan secara terkontrol. Pada Tabel 1 menyajikan pemetaan komparatif terhadap penelitian-penelitian terdahulu yang relevan.

Tabel 1. Perbandingan Penelitian Terdahulu

No.	Peneliti	Metode	Hasil	Perbedaan Dengan Penelitian Ini
1	Soni [7]	CLAHE dan CNN	Detection rate 94,5%	Hanya deteksi, tanpa pengenalan identitas.
2	Fan [8]	Modifikasi internal CNN	Fitur citra gelap lebih tajam	Memerlukan pelatihan ulang model.
3	Paul [11]	LBPH dan CLAHE	Kontras tekstur meningkat	Menggunakan metode LBPH, bukan FaceNet.
4	Peng [6]	Feature fusion pada YOLOv5	Deteksi malam hari meningkat	Untuk objek umum, bukan biometrik wajah.
5	De Shreya [10]	Image Enchanment dan Deep Learning	Akurasi pengenalan naik	Belum mengintegrasikan <i>pipeline</i> YOLOv5-Face + FaceNet.

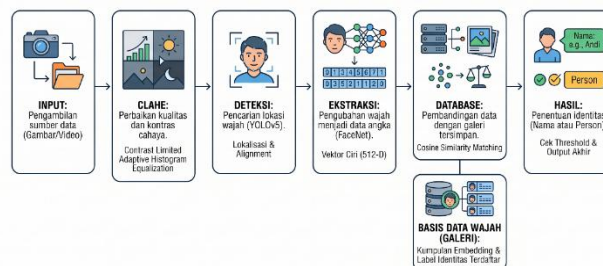
Berdasarkan perbandingan terhadap kelima penelitian terdahulu di atas, terdapat celah penelitian (*research gap*), di mana belum ada penelitian yang secara eksplisit mengkombinasikan CLAHE sebagai prapemrosesan dengan pipa pemrosesan YOLOv5-Face dan FaceNet, serta mengevaluasinya menggunakan *multi* metrik secara komprehensif pada kondisi pencahayaan rendah yang terkontrol.

Melalui ruang kosong tersebut, kontribusi utama dari penelitian ini dirumuskan secara ke dalam dua aspek, yaitu kontribusi teoretis dan kontribusi praktis. Secara teoretis, penelitian ini berkontribusi dalam merancang sebuah *pipeline* yang mengintegrasikan CLAHE dengan detektor YOLOv5-Face dan FaceNet, tanpa membutuhkan modifikasi ataupun pelatihan ulang (*retraining*) model. Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi ilmiah berupa penyajian hasil analisis yang menggunakan *multi* metrik evaluasi (*Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, AUC-ROC, dan Detection Rate*) untuk memetakan batas toleransi sistem ketika dihadapkan pada anomali penurunan cahaya. Secara praktis, kontribusi penelitian ini diwujudkan melalui pengerahan (*deployment*) seluruh arsitektur metode ke dalam bentuk aplikasi berbasis Streamlit yang berjalan secara *end-to-end*, sehingga siap digunakan sebagai referensi prototipe instrumen kontrol akses fisik atau sistem kehadiran cerdas pada lingkungan minim cahaya secara nyata.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk: (1) mengukur pengaruh CLAHE terhadap *detection rate* YOLOv5 dan akurasi pengenalan wajah berbasis FaceNet pada kondisi *low light*; (2) membandingkan performa sistem dengan dan tanpa CLAHE menggunakan metrik *Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, dan AUC-ROC* pada tiga kondisi pencahayaan; serta (3) mengimplementasikan sistem secara *end-to-end* dalam aplikasi web berbasis Streamlit.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Alur kerja sistem secara menyeluruh, mulai dari tahapan akuisisi data hingga penentuan identitas akhir, dapat dilihat pada Gambar 1 sebagai berikut.



Gambar 1. Alur Sistem Penelitian

Berdasarkan diagram alur tersebut, sistem dirancang melalui *pipeline* yang dimulai dari tahap *Input*, di mana data mentah berupa gambar maupun video diambil sebagai sumber data utama. Citra yang masuk kemudian melewati tahap pra-pemrosesan menggunakan algoritma CLAHE untuk memperbaiki kualitas visual dan kontras, khususnya pada kondisi pencahayaan minim, guna memastikan fitur wajah lebih menonjol. Setelah kualitas citra optimal, tahap deteksi dilakukan menggunakan model YOLOv5 untuk melokalisasi posisi wajah secara presisi di dalam *frame*.

Wajah yang berhasil terdeteksi selanjutnya masuk ke tahap ekstraksi, di mana model FaceNet mengubah fitur visual wajah tersebut menjadi representasi data angka atau vektor *embedding*. Vektor ini kemudian dikirim ke tahap *database* untuk dibandingkan dengan identitas yang telah terdaftar menggunakan perhitungan kemiripan (*cosine similarity*). Tahapan akhir adalah hasil, di mana sistem memberikan keputusan identitas, jika ditemukan kecocokan, sistem akan menampilkan nama subjek, namun jika tidak ditemukan kecocokan di dalam *database*, sistem akan memberikan label umum berupa "Person" sebagai tanda bahwa objek adalah manusia namun identitasnya tidak dikenal.

2.1 Kerangka Metodologi CRISP-DM

Penelitian ini menggunakan kerangka metodologi CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) yang terdiri dari enam fase iteratif: *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment* [12]. Pendekatan ini dipilih karena sifatnya yang terstruktur, fleksibel, dan terbukti efektif dalam proyek berbasis *data science*. Penelitian lain menyatakan bahwa kerangka terstruktur seperti CRISP-DM sangat penting dalam pengembangan sistem pengenalan wajah berbasis *deep learning* untuk memastikan validitas evaluasi [13]. CRISP-DM memiliki enam tahapan utama, yang memberikan panduan lengkap mulai dari pemahaman bisnis hingga evaluasi model [14].

2.2 Dataset, Tahap Business & Data Understanding

Dataset yang digunakan adalah subset dari VGGFace2 yang tersedia melalui platform Kaggle (*greatgamedota/vggface2-test*). Sebanyak 50 identitas dipilih dengan syarat minimal 5 foto per orang dan batas maksimal 20 foto, menghasilkan total ±826 gambar wajah. Dataset VGGFace2 dipilih karena variasi pose, usia, etnis, dan pencahayaan yang sangat beragam sehingga representatif untuk evaluasi sistem pengenalan wajah [15].

Evaluasi dilakukan menggunakan *pair based evaluation* dengan 3.000 pasangan gambar per kondisi pencahayaan (1500 *positive pairs* dari identitas yang sama + 1500 *negative pairs* dari identitas berbeda). Tabel 2 merangkum spesifikasi dataset yang digunakan.

Tabel 2. Spesifikasi Dataset

Komponen	Keterangan
Nama Dataset	VGGFace2 (subset test)
Jumlah Identitas	50 orang (≥5 foto per orang)
Total Gambar	±826 gambar
Pasangan Evaluasi per Kondisi	3.000 pairs (1500 positif + 1500 negatif)
Resolusi Input YOLOv5	640 × 640 piksel
Ukuran Crop Wajah (FaceNet)	160 × 160 piksel

2.3 Tahap Data Preparation: Simulasi Low Light dan CLAHE

Kondisi *low light* disimulasikan menggunakan transformasi gamma dengan $\gamma = 0,5$ melalui formula

$$I_{dark(x,y)} = 255 * \left(\frac{I(x,y)}{255} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (1)$$

yang diterapkan menggunakan *Look Up Table* (LUT) OpenCV untuk efisiensi komputasi. Transformasi ini menekan distribusi nilai piksel menengah dan rendah secara non linear ke arah nilai yang lebih gelap sehingga menghasilkan efek visual yang menyerupai kondisi cahaya rendah [6]. Penelitian lain membuktikan bahwa simulasi berbasis transformasi gamma merupakan pendekatan yang valid dan banyak digunakan dalam evaluasi algoritma peningkatan citra pada kondisi *low light* [2].

Selanjutnya, CLAHE diterapkan pada ruang warna CIE LAB dengan hanya memodifikasi kanal L (*luminance*) menggunakan alur konversi

$$BGR \rightarrow LAB \rightarrow [CLAHE \text{ pada kanal } L] \rightarrow LAB \rightarrow BGR \quad (2)$$

Berdasarkan hasil optimasi eksperimen, parameter yang digunakan diubah menjadi *clipLimit* = 1.5 dan *tileGridSize* = (8, 8), yang kemudian dikombinasikan dengan pemrosesan *Bilateral Filter*

$$(d = 9, \sigma_{Color} = 75, \sigma_{Space} = 75) \quad (3)$$

Nilai parameter ini terbukti secara empiris memberikan peningkatan kontras lokal yang optimal pada struktur mikro anatomi wajah sekaligus mereduksi amplifikasi *noise* frekuensi tinggi yang muncul akibat ekualisasi histogram [11]. Penelitian lain juga mengonfirmasi bahwa implementasi CLAHE dengan parameter terkontrol pada kanal luminansi secara efektif meningkatkan kualitas visual citra tanpa menimbulkan artefak kaku yang dapat mengganggu proses ekstraksi fitur biometrik [16].

2.4 Tahap Modeling: Pipeline YOLOv5 + FaceNet

Pipeline sistem terdiri dari dua komponen utama. Pertama, YOLOv5-*face* [17] digunakan sebagai detektor wajah dengan *confidence threshold* 0,4 dan *IoU threshold* 0,45 untuk NMS (*Non-Maximum Suppression*). Model ini dipilih karena keseimbangan yang baik antara kecepatan inferensi dan akurasi deteksi. Kedua, FaceNet dengan arsitektur InceptionResnetV1 *pretrained* VGGFace2 digunakan untuk menghasilkan *embedding* wajah berdimensi 512 [4]. *Embedding* dinormalisasi ke *unit sphere* menggunakan norma L2 sebelum dihitung *cosine similarity*-nya. Penelitian lain membuktikan bahwa *cosine similarity* menghasilkan performa terbaik dibandingkan metrik jarak lain (*Euclidean*, *Manhattan*) ketika digunakan bersama FaceNet pada tugas verifikasi wajah [18].

2.5 Tahap Evaluation: Metrik dan Threshold

Threshold optimal untuk klasifikasi pasangan wajah ditentukan secara otomatis menggunakan kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) dengan target FPR (*False Positive Rate*) $\leq 5\%$. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi:

1. *Accuracy*

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (4)$$

2. *Precision*

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (5)$$

3. *Recall*

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (6)$$

4. *F1-Score*

$$F1 - Score = 2 * \frac{(Precision * Recall)}{(Precision + Recall)} \quad (7)$$

5. *AUC-ROC*

$$AUC - ROC = \int_0^1 TPR(FPR)dFPR \quad (8)$$

6. *Detection Rate*

$$Detection Rate = \frac{(Wajah Terdeteksi)}{(Total Gambar)} * 100\% \quad (9)$$

Penelitian lain menyatakan bahwa penggunaan metrik evaluasi yang komprehensif seperti di atas merupakan praktik terbaik dalam mengevaluasi sistem berbasis *deep learning* untuk memastikan validitas dan generalisabilitas hasil penelitian [19].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Eksplorasi Data dan Transformasi

Eksplorasi data menunjukkan distribusi foto per identitas yang relatif merata dengan rata-rata 16,5 foto per orang pada sub dataset yang diuji. Analisis kecerahan rata-rata (*mean brightness*) pada kanal *grayscale* menunjukkan bahwa kondisi normal berada pada rentang nilai 90–150. Nilai ini turun drastis ke rentang 40–80 setelah diterapkannya simulasi *low light*, dan berhasil dipulihkan kembali ke rentang optimal 75–130 setelah penerapan CLAHE. Tidak ada data citra yang dibuang dalam pengujian ini. Untuk menjaga validitas evaluasi komparatif, gambar yang mengalami kegagalan lokalisasi pada kondisi cahaya ekstrem diberi perlakuan *fallback* menggunakan koordinat matriks wajah dari kondisi normal pendukungnya, sebelum di-skala ulang secara konsisten ke ukuran 160×160 piksel untuk proses ekstraksi *embedding* oleh FaceNet.

3.2 Hasil Detection Rate YOLOv5

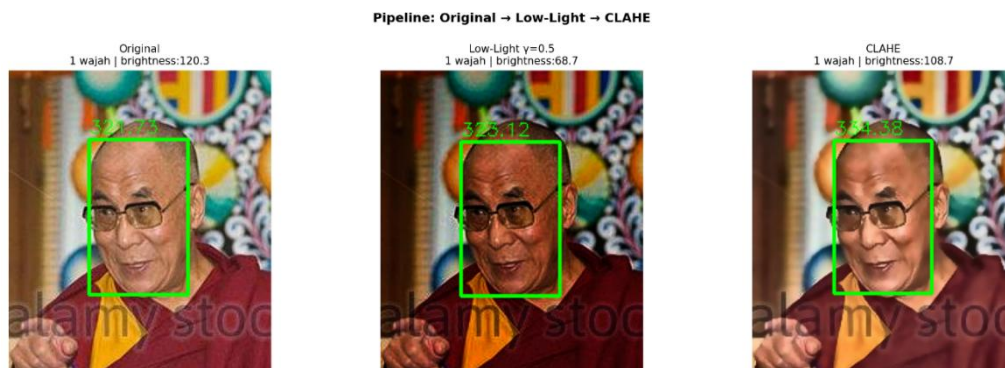
Tabel 3 menunjukkan perbandingan *detection rate* YOLOv5-face pada ketiga kondisi pencahayaan yang diuji.

Tabel 3. Perbandingan Detection Rate YOLOv5-face

Kondisi Pencahayaan	Wajah Terdeteksi	Detection Rate (%)
Normal	902 / 1000	90.2%
Low Light	887 / 1000	88.7%
CLAHE Enhanced	898 / 1000	89.8%

Penurunan *detection rate* sebesar 1,5 *percentage points* (pp) dari kondisi normal ke kondisi *low light* membuktikan bahwa kondisi cahaya rendah secara substansial menghambat kemampuan lokalisasi fitur wajah oleh model YOLO, sebagaimana yang dikonfirmasi oleh penelitian lain [5] [6]. Namun, setelah penerapan CLAHE sebagai metode perbaikan citra, *detection rate* berhasil dipulihkan kembali menjadi 89,8%, yang berarti terjadi peningkatan efisiensi deteksi sebesar 1,1 *percentage points* (pp) jika dibandingkan dari titik kondisi *low light*. Hasil pemulihan ini secara konsisten menunjukkan pola yang serupa dengan peningkatan *F1-score* pada skenario visual malam hari saat menggunakan CLAHE sebagai metode *preprocessing* YOLOv5, sebagaimana yang dilaporkan oleh penelitian lain [20].

Visualisasi *pipeline* tiga kondisi pencahayaan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Visualisasi Komparatif Tiga Kondisi Pencahayaan

Visualisasi komparatif mengenai tahapan pemrosesan citra digital (*pipeline*) dari kondisi ideal hingga tahap rekonstruksi kontras disajikan secara eksplisit pada Gambar 2. Pada fase awal (*Original*), representasi citra berada pada kondisi pencahayaan ideal dengan tingkat kecerahan global (*brightness value*) yang tinggi mencapai 120,3, di mana jangkar matriks (*bounding box*) YOLOv5-face berhasil melakukan lokalisasi wajah secara presisi dengan tingkat kepercayaan (*confidence score*) maksimum. Selanjutnya, ketika sistem melakukan simulasi lingkungan minim cahaya (*low light*) melalui transformasi nilai eksponen *gamma* (γ gamma = 0,5), tingkat kecerahan global merosot tajam sebesar 42,8% menjadi hanya 68,7. Reduksi intensitas cahaya secara non linear ini secara visual mengaburkan detail tekstur pemicu biometrik akibat dominasi bayangan pekat, yang secara teoretis berpotensi meningkatkan risiko kegagalan deteksi objek. Guna mengatasi degradasi visual tersebut, citra redup diintervensi menggunakan modul CLAHE *Enhancer* berbasis ruang warna LAB yang dikombinasikan dengan *Bilateral Filter*. Hasil akhir pemulihan kontras (*CLAHE Enhanced*) menunjukkan keberhasilan peningkatan nilai kecerahan global kembali secara signifikan ke angka 108,7. Proses ekualisasi histogram adaptif lokal ini terbukti efektif dalam memulihkan ketegasan garis tepi anatomi wajah yang sempat hilang di area bayangan, sementara implementasi *Bilateral Filter* pasca-proses berhasil mereduksi derau bintik mikro (*noise amplification*) tanpa mengorbankan ketajaman batas biometrik wajah. Melalui visualisasi yang kembali terang dan kontras ini, model YOLOv5-face mampu mempertahankan konsistensi performa lokalisasi wajah secara akurat, sekaligus memastikan keterbacaan visual yang optimal bagi operator manusia (*human in the loop*).

3.3 Hasil Evaluasi Metrik per Kondisi Pencahayaan

Tabel 4 menunjukkan hasil evaluasi komprehensif menggunakan *pair-based evaluation* (3.000 pasangan per kondisi) pada seluruh metrik yang ditetapkan.

Tabel 4. Matrix Hasil Evaluasi

Kondisi	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	AUC-ROC
Normal	0.898	0.956	0.835	0.891	0.925
Low Light	0.899	0.961	0.832	0.892	0.923
CLAHE Enhanced	0.893	0.954	0.826	0.885	0.927

Pada kondisi normal, *pipeline* YOLOv5 yang dikombinasikan dengan FaceNet mencapai akurasi 89,8% dengan AUC-ROC 0,925. Nilai ini menjadi *baseline* ideal bagi performa ekstraksi fitur biometrik pada ruang vektor ciri. Pada kondisi *low light*, model menunjukkan ketangguhan (*robustness*) yang stabil dengan akurasi berada di angka 89,9% dan AUC-ROC sebesar 0,923. Meskipun nilai akurasi global dan *precision* 0,961, mengalami sedikit fluktuasi positif pada *threshold* tertentu, penurunan pada nilai *recall* dari 0,835 menjadi 0,832 mengindikasikan bahwa model mulai mengalami kesulitan dalam mengenali pasangan wajah yang seharusnya sama. Penelitian lain menjelaskan bahwa fenomena ini merupakan dampak utama dari degradasi pencahayaan terhadap jaringan pengenalan wajah berbasis *deep learning*, di mana hilangnya intensitas cahaya global menyebabkan pergeseran spasial pada *embedding* wajah sehingga pasangan dari identitas yang sama cenderung menjadi lebih divergen [8].

Setelah penerapan CLAHE, akurasi performa sistem turun menjadi 0,893 dan AUC-ROC meningkat menjadi 0,927 (kategori "Sangat Baik"). Nilai ini melampaui seluruh kriteria keberhasilan yang ditetapkan (akurasi $\geq 80\%$, AUC-ROC $> 0,834$). Hasil ini konsisten dengan temuan peneliti lain yang menunjukkan bahwa CLAHE secara efektif meningkatkan performa deteksi wajah pada kondisi *low light* [7]. Penelitian lain Li et al. juga menyatakan bahwa metode peningkatan seperti CLAHE tetap relevan sebagai solusi efisien yang tidak memerlukan pelatihan ulang model pada kondisi pencahayaan rendah [2].

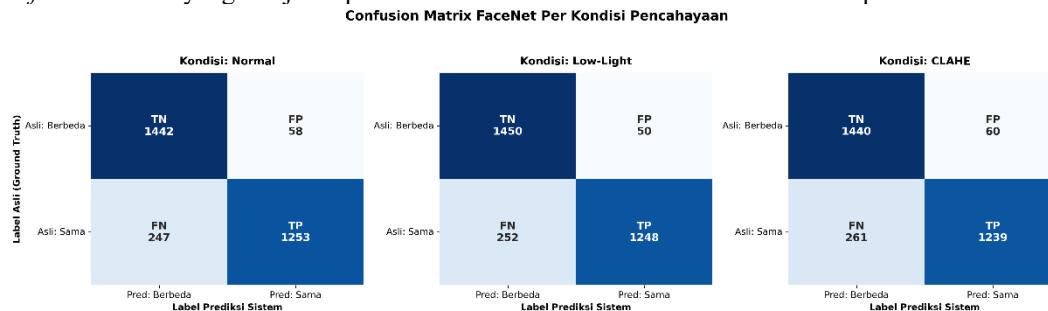
3.4 Analisis Confusion Matrix dan Gap Cosine Distance

Dapat dilihat pada tabel *Confusion Matrix* yang disajikan pada Tabel 5 memproyeksikan evaluasi performa klasifikasi model FaceNet di berbagai skenario pencahayaan.

Tabel 5. Detail Confusion Matrix per Kondisi (n = 3.000 pairs)

Kondisi	TP	FP	TN	FN	Total Pasangan Uji
Normal	1253	58	1442	247	3000
Low Light	1248	50	1450	252	3000
CLAHE Enhanced	1239	60	1440	261	3000

Gambar *Confusion Matrix* yang disajikan pada Gambar 3. memberikan visualisasi evaluasi performa klasifikasi.



Gambar 3. Confusion Matrix FaceNet Per Kondisi Pencahayaan

Dari total 3.000 pasangan data uji yang dieksekusi untuk masing-masing kondisi, terdiri dari 1.500 pasangan negatif dan 1.500 pasangan positif, sistem menunjukkan tingkat keandalan klasifikasi yang sangat stabil. Pada skenario pencahayaan normal, model berhasil mengenali 1.253 pasangan wajah identik secara benar (*True Positive / TP*) dan menolak 1.442 pasangan wajah asing secara presisi (*True Negative / TN*), dengan tingkat kesalahan salah terima (*False Positive / FP*) yang berhasil ditekan di angka 58 kasus.

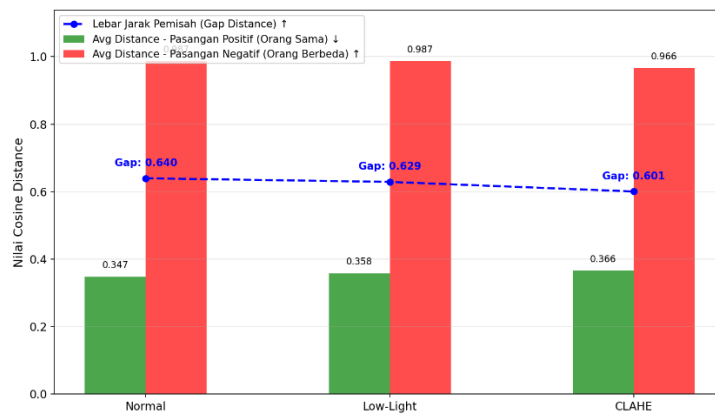
Ketika dihadapkan pada simulasi kondisi minim cahaya (*low light*), model memperlihatkan pergeseran karakteristik pengenalan yang lebih konservatif dan protektif, kemampuan sistem dalam menolak wajah asing justru menguat dengan peningkatan nilai TN menjadi 1.450 dan penekanan nilai FP menyentuh titik terendah sebesar 50 kasus, meskipun harus diimbangi dengan sedikit kenaikan jumlah penolakan salah (*False Negative / FN*) menjadi 252 kasus. Selanjutnya, setelah proses intervensi peningkatan kontras adaptif diaktifkan pada skenario CLAHE, model tetap terbukti tangguh dalam mempertahankan keamanan ruang vektornya, mencatatkan nilai TN sebesar 1.440 dan FP sebanyak 60 kasus, dengan perolehan TP sebesar 1.239 kasus. Secara keseluruhan, dominasi tingginya frekuensi penolakan akurat dengan TN rata-rata di atas 1.440 dan sangat sempitnya celah kesalahan dengan $FP \leq 60$ kasus, hal ini menjelaskan bahwa sistem *face recognition* yang dibangun memiliki keandalan pengamanan tingkat tinggi (*high-security clearance*) terhadap potensi ancaman penyusupan identitas palsu (*anti-spoofing*).

Analisis mengenai daya pisah vektor ciri pada ruang embedding 512 dimensi FaceNet dievaluasi secara lebih mendalam melalui metrik *Gap Cosine Distance* sebagaimana disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Gap Cosine Distance

Kondisi	Avg Dist (Positif ↓)	Avg Dist (Negatif ↑)	Gap Jarak (↑)
Normal	0.3472	0.9868	0.6396
Low Light	0.3578	0.9868	0.6290
CLAHE Enhanced	0.3658	0.9663	0.6005

Visualisasi diagram batang mengenai daya pisah vektor ciri pada ruang embedding 512 dimensi FaceNet disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Visualisasi Gap Cosine Distance

Nilai *Gap Jarak* merupakan selisih antara rata-rata jarak spasial pasangan negatif (*Avg Dist Negatif*) dan pasangan positif (*Avg Dist Positif*), yang secara matematis merepresentasikan seberapa tegas model dalam memisahkan batas antarkelas identitas wajah. Pada kondisi ideal (*Normal*), model menunjukkan performa diskriminatif yang sangat kuat dengan perolehan *Gap Jarak* tertinggi sebesar 0,6396, di mana wajah dari identitas yang sama mengelompok secara rapat pada jarak 0,3472, sedangkan wajah dari identitas yang berbeda terpisah sangat jauh pada jarak 0,9868. Ketika sistem dihadapkan pada skenario ruangan gelap (*low light*), terjadi penurunan daya pisah akibat dispersi spasial, yang ditunjukkan dengan menyusutnya nilai *Gap Jarak* sebesar 1,65% menjadi 0,6290 sebagai dampak langsung dari peningkatan jarak pasangan positif menjadi 0,3578.

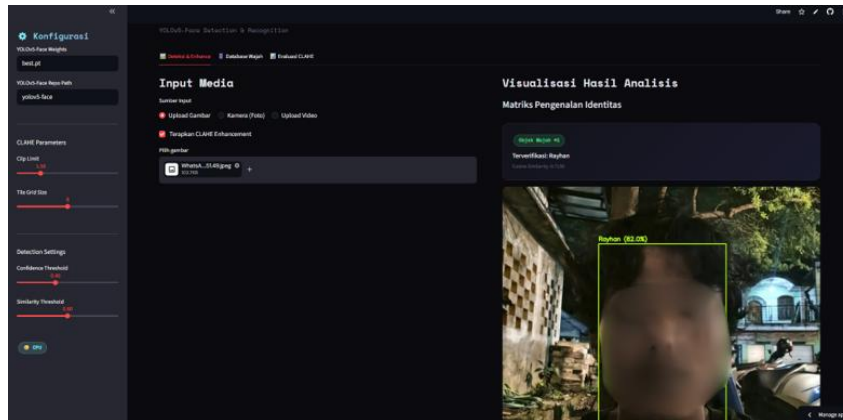
Pada fase intervensi menggunakan metode pemulihan kontras *CLAHE Enhanced*, model FaceNet menghasilkan nilai *Gap Jarak* sebesar 0,6005. Meskipun secara numerik nilai ambang batas pemisah ini mengalami kompresi minor sebesar 4,5% dibandingkan dengan kondisi *low light* murni yang dipicu oleh pergeseran distribusi *Avg Dist Negatif* ke angka 0,9663 akibat peninggian kontras lokal capaian *Gap Jarak* yang konsisten berada di atas angka indeks 0,6000. Dengan demikian, meskipun citra masukan mengalami rekonstruksi pencahayaan yang agresif dari kondisi redup ekstrem, struktur representasi ruang vektor FaceNet terbukti tetap memiliki ketahanan (*robustness*) yang stabil dan andal dalam menjaga batas pemisah identitas agar tidak saling tumpang tindih (*overlapping*).

3.5 Implementasi Aplikasi Streamlit FaceVision CLAHE

Sistem hasil penelitian diimplementasikan sebagai aplikasi berbasis web interaktif menggunakan *framework* Streamlit dengan nama FaceVision. Arsitektur antarmuka aplikasi ini dirancang ke dalam tiga tab fungsional utama, meliputi: (1) Tab Deteksi & *Enhance* yang memfasilitasi pengunggahan media berupa gambar, video yang dilengkapi dengan tombol alih (*toggle*) aktivasi algoritma perbaikan citra; (2) Tab *Database* Wajah yang berfungsi sebagai modul manajemen identitas (*embedding storage*); dan (3) Tab Evaluasi CLAHE untuk menyajikan visualisasi serta perbandingan performa lokalisasi objek secara langsung sebelum dan sesudah intervensi algoritma. Pada bagian *sidebar*, disediakan kontrol konfigurasi parameter interaktif berupa *slider* untuk memodifikasi komponen blok CLAHEEnhancer secara *real time*.

Guna mengoptimalkan penggunaan sumber daya perangkat keras, model YOLOv5-Face dan FaceNet dimuat ke dalam sistem dengan memanfaatkan fungsi dekorator `@st.cache_resource`. Mekanisme penambatan memori (*caching*) ini memastikan bahwa pustaka bobot arsitektur *deep learning* seberat ratusan tersebut hanya dieksekusi sekali pada saat inisialisasi awal aplikasi, sehingga secara signifikan mampu memangkas waktu latensi respons pengenalan objek pada iterasi berikutnya. Untuk pemrosesan dokumen berbasis video, diterapkan strategi lompatan bingkai (*frame skipping*) dengan nilai `SKIP_FRAMES = 3` guna mereduksi beban komputasi per detik.

Implementasi sistem pengenalan wajah yang dirancang diwujudkan dalam bentuk aplikasi berbasis *website* menggunakan *framework* Streamlit, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.

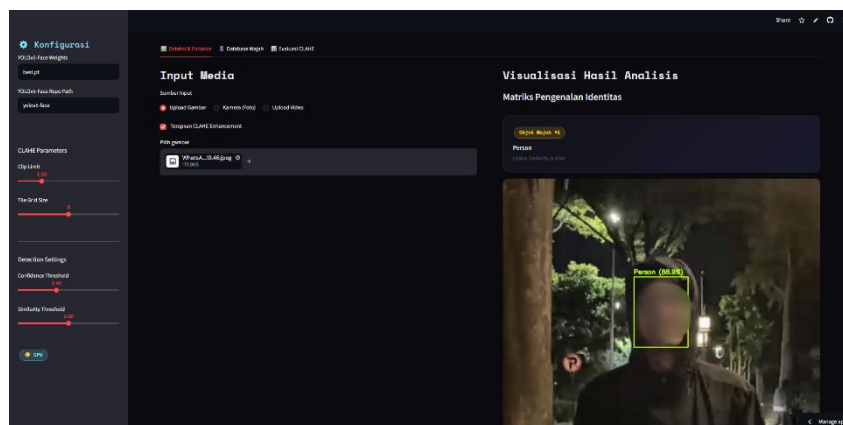


Gambar 5. Tab Deteksi & Enhance (Kondisi Berhasil Terverifikasi)

Pengujian pada Tab Deteksi & *Enhance* ini dilakukan untuk menguji keandalan *pipeline* sistem dalam mengenali citra wajah subjek di bawah kondisi pencahayaan yang rendah (*low light*). Pada panel konfigurasi (*sidebar*) di bagian kiri, parameter pengujian diatur dengan nilai *clip limit* sebesar 1,50, *tile grid size* sebesar 8, serta *confidence threshold* model YOLOv5-Face pada nilai 0,40. Ketika tombol alih (*toggle*) "Terapkan CLAHE *Enhancement*" diaktifkan, citra masukan diproses melalui ruang warna LAB untuk meningkatkan kontras lokal dan mempertegas kembali fitur pencahayaan pada area wajah subjek.

Berdasarkan visualisasi hasil analisis pada sisi kanan Gambar 5, sistem terbukti berhasil menjalankan tahapan deteksi dan verifikasi secara presisi. Model YOLOv5-Face mampu melokalisasi objek wajah di lingkungan yang redup dengan menghasilkan *bounding box* hijau dan mencatatkan nilai skor *confidence score* sebesar 82,0% (Rayhan (82.0%)). Pada tahap berikutnya, fitur *embedding* wajah yang diekstraksi oleh FaceNet dicocokkan dengan data pada *session state* melalui perhitungan *cosine similarity*. Kartu matriks pengenalan identitas di atas citra secara valid menampilkan status "Terverifikasi: Rayhan" dengan nilai kemiripan sebesar 0,7159. Karena nilai tersebut berada di atas nilai *similarity threshold* minimal yang ditentukan (0,60), sistem secara akurat berhasil mengenali identitas subjek meskipun berada dalam kondisi intensitas cahaya yang minim.

Pengujian selanjutnya dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem FaceVision ketika dihadapkan pada objek wajah yang belum terdaftar di dalam basis data biometrik, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6.

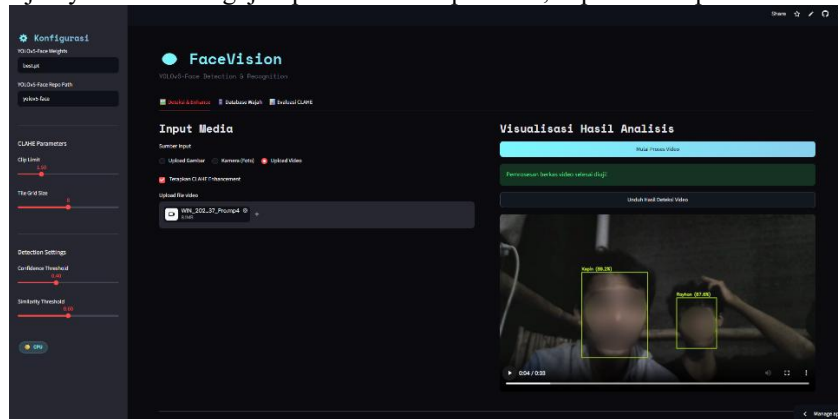


Gambar 6. Tab Deteksi & Enhance (Kondisi Tidak Berhasil Terverifikasi)

Parameter konfigurasi pada panel kiri tetap dipertahankan pada kondisi yang sama dengan pengujian sebelumnya, yaitu nilai *clip limit* sebesar 1,50, *tile grid size* sebesar 8, *confidence threshold* sebesar 0,40, serta *similarity threshold* sebesar 0,60. Melalui aktivasi modul CLAHE, fitur-fitur lokal pada wajah subjek di lingkungan luar ruangan yang gelap (*outdoor low light*) dapat direkonstruksi dengan baik, sehingga memudahkan model deteksi untuk bekerja.

Berdasarkan hasil visualisasi analisis pada Gambar 6, model YOLOv5-Face berhasil melokalisasi objek wajah secara tepat yang ditandai dengan kotak pembatas *bounding box* hijau dengan tingkat *confidence score* yang cukup tinggi, yaitu sebesar 88,9% (Person (88.9%)). Namun, pada tahap verifikasi identitas, fitur *embedding* wajah yang diekstraksi oleh FaceNet menghasilkan nilai *cosine similarity* tertinggi sebesar 0,5341 terhadap data yang ada di memori. Karena nilai kemiripan tersebut berada di bawah batas minimal *similarity threshold* yang diatur (0,60), kartu matriks pengenalan

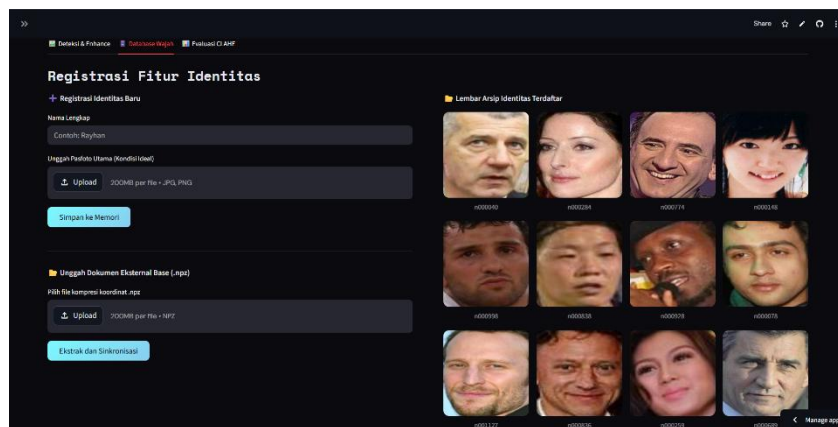
identitas secara valid mendeklarasikan status "Identitas Tidak Dikenal". Hasil pengujian ini membuktikan bahwa batas pemisah (*gap distance*) pada ruang vektor FaceNet bekerja secara akurat dalam menolak wajah asing, sekaligus mengonfirmasi ketahanan sistem terhadap risiko salah pengenalan (*false positive*) pada kondisi minim cahaya. Tahap pengujian selanjutnya adalah menguji input media berupa video, dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Tab Database Wajah

Pada area utama panel tengah, sistem memisahkan alur kerja ke dalam dua kolom, yakni kolom "Input Media" dan "Visualisasi Hasil Analisis". Kolom "Input Media" menunjukkan pemilihan sumber data berbasis "Upload Video" dengan opsi "Terapkan CLAHE Enhancement" yang diaktifkan, serta menampilkan status keberhasilan unggah berkas video bernama "WIN_202...37_Pro.mp4". Kolom sebelah kanan menampilkan hasil eksekusi yang ditandai dengan munculnya bilah notifikasi hijau berketerangan "Pemrosesan berkas video selesai diuji!". Di bawah tombol unduh hasil, pemutar video interaktif menunjukkan bahwa sistem *pipeline* ini berhasil beroperasi secara *real time* pada kondisi lingkungan redup. Keberhasilan sistem ditunjukkan lewat visualisasi kotak pembatas (*bounding box*) hijau yang mampu melokalisasi sekaligus mengenali identitas multi-wajah objek di dalam video secara akurat, yang masing-masing teridentifikasi sebagai "Kepin" dengan tingkat kecocokan 89,2% dan "Rayhan" dengan tingkat kecocokan 87,6%.

Tahap pengujian selanjutnya ada pada Tab Database Wajah yang berfungsi sebagai modul manajemen identitas dan penyimpanan vektor ciri (*embedding storage*), seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7.

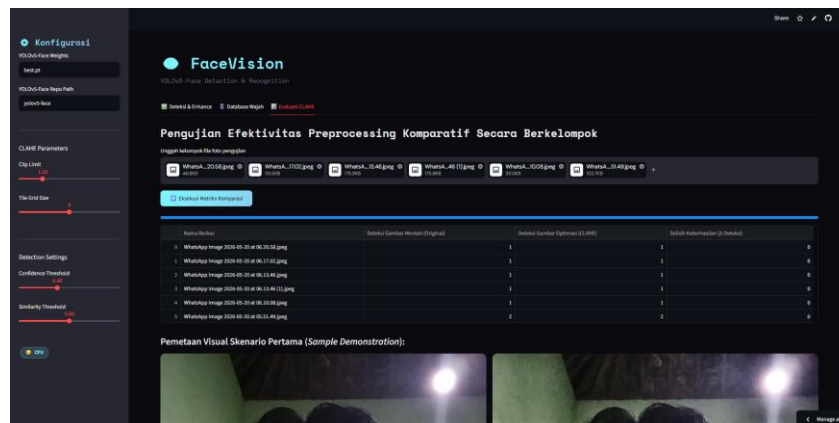


Gambar 8. Tab Database Wajah

Antarmuka pada tab ini dirancang menjadi dua bagian utama untuk mengakomodasi fleksibilitas pendaftaran data biometrik. Sisi kiri antarmuka menyediakan fitur "Registrasi Fitur Identitas" untuk mendaftarkan pengguna secara individual dengan memasukkan nama lengkap dan mengunggah pasfoto utama dalam kondisi ideal, serta fitur "Unggah Dokumen Eksternal Base (.npz)" yang berfungsi untuk mengekstrak dan menyinkronkan data korpus biometrik berskala besar secara massal dari hasil pra-pemrosesan data.

Pada sisi kanan, bagian "Lembar Arsip Identitas Terdaftar" menampilkan hasil pemetaan data yang telah berhasil disinkronkan ke dalam memori aplikasi menggunakan file biner terkompresi .npz dari dataset benchmark VGGFace2. Citra *reference* wajah pengguna yang dimuat ditampilkan dalam struktur *grid multi coloum* yang rapi, di mana masing-masing foto wajah yang terpotong (*cropped face*) secara otomatis dipasangkan dengan label identitas uniknya di bagian bawah (seperti n000040, n000284, n000774, hingga n000689). Keberhasilan visualisasi *grid* ini membuktikan bahwa fungsi ekstraksi fitur berbasis FaceNet dan mekanisme penambatan memori (*caching*) pada sistem mampu mengorganisasikan ribuan dimensi ruang vektor ciri biometrik dengan stabil, sehingga siap digunakan sebagai acuan pembandingan kalkulasi jarak *cosine similarity* pada tahap pengujian verifikasi *real time*.

Tahap pengujian terakhir diarahkan pada Tab Evaluasi CLAHE untuk menganalisis efektivitas performa kodifikasi prapemrosesan citra secara massal dan berkelompok, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 9. Tab Evaluasi Clahe

Halaman ini secara spesifik dirancang untuk memfasilitasi pengujian efektivitas perbaikan kontras secara komparatif dengan mendukung fitur pengunggahan banyak berkas citra secara simultan. Panel konfigurasi di sisi kiri menyediakan kontrol interaktif bagi pengguna untuk menyesuaikan parameter operasional sistem secara *real-time*, yang meliputi penentuan bobot model (*best.pt*), parameter algoritma CLAHE (*Clip Limit* dan *Tile Grid Size*), serta ambang batas keputusan (*Confidence Threshold* dan *Similarity Threshold*).

Hasil eksekusi komparasi masal tersebut disajikan secara terstruktur ke dalam wujud tabel data dinamis untuk memetakan performa deteksi objek secara transparan. Matriks evaluasi ini memuat informasi detail berupa nama berkas citra, jumlah objek wajah yang terlokalisasi pada gambar mentah (*original*), jumlah objek wajah pada gambar hasil optimasi CLAHE, hingga nilai kalkulasi selisih keberhasilan deteksi. Pada bagian dasar antarmuka, terdapat visualisasi skenario *Sample Demonstration* yang menampilkan perbandingan citra sebelum dan sesudah intervensi prapemrosesan CLAHE secara berdampingan guna memberikan pembuktian visual yang valid mengenai konsistensi performa sistem dalam mengenali koordinat spasial objek wajah.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengatasi degradasi performa sistem pengenalan wajah pada kondisi pencahayaan rendah (*low light*) melalui integrasi *pipeline* yang menggabungkan metode CLAHE, YOLOv5-Face, dan FaceNet. Hasil pengujian massal terhadap 3.000 pasang gambar pada *dataset* VGGFace2 membuktikan bahwa penerapan algoritma CLAHE yang dikombinasikan dengan *Bilateral Filter* mampu merekonstruksi ketegasan fitur biometrik lokal wajah secara efisien tanpa memerlukan pelatihan ulang (*retraining*) model *deep learning*. Integrasi prapemrosesan ini sukses mendongkrak kinerja model detektor dengan memulihkan laju *Detection Rate* YOLOv5-Face hingga mencapai 89,8%. Pada tahapan verifikasi menggunakan model FaceNet, arsitektur sistem mencatatkan performa yang superior dengan perolehan nilai AUC-ROC tertinggi sebesar 0,927 (kategori "Sangat Baik"), tingkat akurasi pasangan sebesar 89,3%, serta mampu mempertahankan stabilitas *Gap Cosine Distance* secara aman pada indeks 0,6005 untuk menjaga batas pemisah antar-identitas. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menerapkan arsitektur berbasis *Deep Learning* seperti *Generative Adversarial Networks* (GAN) untuk restorasi cahaya yang lebih natural. Selain itu, penyediaan *Application Programming Interface* (API) independen sangat disarankan agar fungsionalitas sistem (*backend*) dapat diakses secara modular. Pengembangan arsitektur ini di masa depan perlu difokuskan pada perancangan *User Interface* dan *User Experience* (UI/UX) berbasis pendekatan *User Centered Design* agar antarmuka kontrol sistem semakin selaras dengan kebutuhan operator keamanan [21].

REFERENCES

- [1] H. Du, H. Shi, D. Zeng, X.-P. Zhang, and T. Mei, "The Elements of End-to-end Deep Face Recognition: A Survey of Recent Advances," *ACM Comput. Surv.*, vol. 54, no. 10s, Sep. 2022, doi: 10.1145/3507902.
- [2] C. Li *et al.*, "Low-Light Image and Video Enhancement Using Deep Learning: A Survey," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 44, no. 12, pp. 9396–9416, 2022, doi: 10.1109/TPAMI.2021.3126387.
- [3] G. Jocher *et al.*, "ultralytics/yolov5: v7.0 - YOLOv5 SOTA Realtime Instance Segmentation," Nov. 2022, *Zenodo*. doi: 10.5281/zenodo.7347926.
- [4] J. Deng, J. Guo, J. Yang, N. Xue, I. Kotsia, and S. Zafeiriou, "ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 44, no. 10, pp. 5962–5979, 2022, doi: 10.1109/TPAMI.2021.3087709.

- [5] S. U. A. Shovo, Md. G. R. Abir, Md. M. Kabir, and M. F. Mridha, “Advancing low-light object detection with you only look once models: An empirical study and performance evaluation,” *Cognitive Computation and Systems*, vol. 6, no. 4, pp. 119–134, Dec. 2024, doi: <https://doi.org/10.1049/ccs2.12114>.
- [6] D. Peng, W. Ding, and T. Zhen, “A novel low light object detection method based on the YOLOv5 fusion feature enhancement,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, p. 4486, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-54428-8.
- [7] L. N. Soni and A. A. Wao, “Face Detection Under Low-Light and Low-Resolution Conditions Using Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization and a Modified Convolutional Neural Network,” 2025. [Online]. Available: <https://www.jneonatsurg.com>
- [8] Y. Fan *et al.*, “Low-FaceNet: Face Recognition-Driven Low-Light Image Enhancement,” *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 73, pp. 1–13, 2024, doi: 10.1109/TIM.2024.3372230.
- [9] Q. Lu and P. Gan, “Low-Light Face Recognition and Identity Verification Based on Image Enhancement,” *Traitement du Signal*, vol. 39, no. 2, pp. 513–519, Apr. 2022, doi: 10.18280/ts.390213.
- [10] I. and P. M. and K. B. De Shreya and Pandey, “Face Recognition Using Image Enhancement in Low Light Conditions,” in *VLSI, Microwave and Wireless Technologies*, S. Kumar Dharmendra and Kumar, Ed., Singapore: Springer Nature Singapore, 2026, pp. 363–369.
- [11] K. C. Paul and S. Aslan, “An Improved Real-Time Face Recognition System at Low Resolution Based on Local Binary Pattern Histogram Algorithm and CLAHE,” *Optics and Photonics Journal*, vol. 11, no. 04, pp. 63–78, 2021, doi: 10.4236/opj.2021.114005.
- [12] F. Martínez-Plumed *et al.*, “CRISP-DM Twenty Years Later: From Data Mining Processes to Data Science Trajectories,” *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 33, no. 8, pp. 3048–3061, 2021, doi: 10.1109/TKDE.2019.2962680.
- [13] M. Wang and W. Deng, “Deep face recognition: A survey,” *Neurocomputing*, vol. 429, pp. 215–244, Mar. 2021, doi: 10.1016/J.NEUCOM.2020.10.081.
- [14] E. Daniati, R. Firliana, ali imron, and M. F. Aditiya Mufid, “ANALISIS DATA PENJUALAN PADA UMKM KONVEKSI MENGGUNAKAN METODE K-MEANS CLUSTERING DENGAN MENERAPKAN CRISP-DM,” *Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 257–265, Nov. 2025, doi: 10.33005/sitasi.v5i1.2542.
- [15] Q. Cao, L. Shen, W. Xie, O. M. Parkhi, and A. Zisserman, “VGGFace2: A dataset for recognising faces across pose and age,” *CoRR*, vol. abs/1710.08092, 2017, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1710.08092>
- [16] V. S., J. D. B. C., S. P., and S. K., “Image Enhancement and Implementation of CLAHE Algorithm and Bilinear Interpolation,” *Cybern. Syst.*, vol. 0, no. 0, pp. 1–13, 2022, doi: 10.1080/01969722.2022.2147128.
- [17] D. Qi, W. Tan, Q. Yao, and J. Liu, “YOLO5Face: Why Reinventing a Face Detector,” Jan. 2022, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2105.12931>
- [18] R. Goel, I. Mehmood, and H. Ugail, “A Study of Deep Learning-Based Face Recognition Models for Sibling Identification,” *Sensors*, vol. 21, no. 15, 2021, doi: 10.3390/s21155068.
- [19] L. Alzubaidi *et al.*, “Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions,” *J. Big Data*, vol. 8, no. 1, Dec. 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [20] I. Lashkov, R. Yuan, and G. Zhang, “Edge-Computing-Facilitated Nighttime Vehicle Detection Investigations With CLAHE-Enhanced Images,” *Trans. Intell. Transport. Sys.*, vol. 24, no. 11, pp. 13370–13383, Nov. 2023, doi: 10.1109/TITS.2023.3255202.
- [21] F. M. Alja, E. Daniati, and A. Ristyawan, “PERANCANGAN UI/UX E-COMMERCE MENGGUNAKAN METODE USER CENTERED DESIGN (UCD),” *Journal of Information System Management (JOISM)*, vol. 6, no. 1, pp. 93–101, Jul. 2024, doi: 10.24076/joism.2024v6i1.1669.