

**CONTRAST LIMITED ADAPTIVE HISTOGRAM EQUALIZATION (CLAHE)
UNTUK PENINGKATAN KINERJA SISTEM PENGENALAN WAJAH**

Wahyu Melinda Permanasari¹⁾, I Gede Susrama Mas Diyasa²⁾, Alfan Rizaldy Pratama³⁾

1) Program Studi Sains Data, Fakultas Ilmu Komputer UPN “Veteran” Jawa Timur

E-mail: wahyumelindaa@gmail.com

2) Fakultas Ilmu Komputer UPN “Veteran” Jawa Timur

E-mail: igsusrama.if@upnjatim.ac.id

3) Program Studi Sains Data, Fakultas Ilmu Komputer UPN “Veteran” Jawa Timur

E-mail: alfan.fasilkom@upnjatim.ac.id

Abstrak

Pengenalan wajah merupakan teknologi biometrik yang banyak digunakan untuk sistem keamanan dan absensi otomatis. Salah satu tantangan utama dalam pengenalan wajah adalah variasi pencahayaan yang dapat menurunkan akurasi deteksi. Penelitian ini bertujuan meningkatkan kinerja sistem pengenalan wajah dengan menerapkan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) pada tahap praproses citra. Dataset wajah yang digunakan telah melalui proses augmentasi untuk memperkaya variasi data. Model yang digunakan adalah MobileNetV2 yang diimplementasikan menggunakan PyTorch. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan performa model pada data yang telah diproses menggunakan CLAHE dan data asli tanpa CLAHE. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa penggunaan CLAHE meningkatkan akurasi dari 86% menjadi 87% dan menghasilkan nilai ROC-AUC (macro) sebesar 0,9850, lebih tinggi dibandingkan tanpa CLAHE. Temuan ini menunjukkan bahwa CLAHE berkontribusi dalam meningkatkan kemampuan model untuk mengenali wajah pada kondisi pencahayaan yang bervariasi.

Kata kunci: pengenalan wajah, CLAHE, MobileNetV2, pencahayaan.

Pendahuluan

Pengenalan wajah (face recognition) merupakan salah satu teknologi biometrik yang banyak digunakan dalam berbagai aplikasi, mulai dari keamanan hingga autentikasi pengguna. Teknologi ini memanfaatkan ciri-ciri wajah unik individu untuk melakukan identifikasi atau verifikasi secara otomatis dan real-time [1]. Salah satu tantangan utama dalam face recognition adalah variasi pencahayaan, yang dapat menyebabkan perbedaan signifikan pada citra wajah meskipun berasal dari individu yang sama, sehingga menurunkan akurasi sistem [2].

Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk mengatasi masalah pencahayaan, termasuk metode pra-pemrosesan citra berbasis histogram dan filter. Salah satu metode yang efektif adalah Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). CLAHE meningkatkan kontras citra secara adaptif pada blok-blok kecil dan membatasi amplifikasi berlebihan pada area homogen, sehingga mencegah over-enhancement dan artefak [3]. Penerapan CLAHE pada citra wajah dapat menstabilkan kontras, meningkatkan visibilitas fitur penting, dan mendukung ekstraksi fitur yang lebih akurat, sehingga sistem face recognition menjadi lebih robust terhadap variasi iluminasi [3].

Selain CLAHE, beberapa metode pra-pemrosesan lain juga digunakan untuk menangani variasi pencahayaan, seperti Multiscale Retinex (MSR) dan Zero-Reference Deep Curve Estimation (Zero-DCE) [4],[5]. Namun, CLAHE tetap populer karena sederhana, efisien, dan mudah diintegrasikan dengan model deep learning, termasuk arsitektur ringan seperti MobileNetV2 [6]. MobileNetV2 dipilih karena mampu mengekstraksi fitur wajah diskriminatif secara efektif dengan jumlah parameter yang relatif kecil, sehingga cocok untuk penelitian yang menekankan efisiensi komputasi dan akurasi model.

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi pengaruh penerapan CLAHE terhadap kinerja face recognition menggunakan MobileNetV2. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan akurasi model pada citra yang telah diproses menggunakan CLAHE dengan citra asli tanpa CLAHE. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat diketahui sejauh mana CLAHE meningkatkan kemampuan model dalam mengenali wajah pada berbagai kondisi pencahayaan, sekaligus memberikan panduan bagi pengembangan sistem face recognition yang lebih robust dan efisien.

Studi Pustaka

Face Recognition

Face recognition adalah teknologi biometrik yang digunakan untuk identifikasi dan verifikasi individu berdasarkan fitur wajah. Sistem ini umumnya melibatkan tiga tahap utama: deteksi wajah (face detection), ekstraksi fitur (feature extraction), dan pencocokan identitas (face matching). Deteksi wajah berfungsi menemukan lokasi wajah pada citra, ekstraksi fitur mengekstraksi ciri-ciri diskriminatif, dan pencocokan identitas menentukan apakah dua citra wajah berasal dari individu yang sama (1:1 matching) atau mencocokkan citra dengan database (1:N matching) [1]. Teknologi ini telah banyak diimplementasikan menggunakan model deep learning seperti CNN yang terbukti mampu menangani variasi pose, ekspresi, dan pencahayaan [7].

Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) adalah metode praprosesan citra yang digunakan untuk meningkatkan kontras lokal dan visibilitas fitur wajah. CLAHE bekerja dengan membagi citra menjadi blok-blok kecil dan melakukan ekualisasi histogram secara adaptif pada setiap blok, dengan batasan untuk mencegah over-enhancement pada area homogen. Penelitian menunjukkan bahwa penerapan CLAHE dapat meningkatkan kualitas citra wajah, terutama pada kondisi pencahayaan rendah atau tidak merata, sehingga meningkatkan akurasi sistem pengenalan wajah. Selain itu, CLAHE juga dapat mengurangi artefak yang dihasilkan oleh metode ekualisasi histogram tradisional, seperti Adaptive Histogram Equalization (AHE) [3].

MobileNetV2

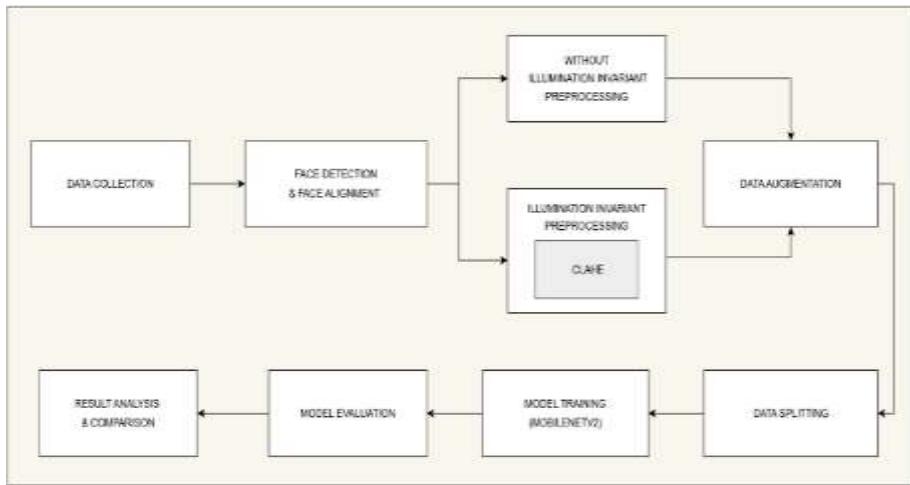
MobileNetV2 adalah arsitektur jaringan saraf konvolusional (CNN) yang ringan dan efisien, dirancang untuk bekerja pada perangkat dengan sumber daya terbatas seperti smartphone atau embedded systems. Model ini memperkenalkan konsep inverted residuals, yaitu struktur residual terbalik di mana fitur diekstraksi melalui lapisan *bottleneck* yang lebih sempit, kemudian diperluas kembali dengan lapisan konvolusi 1×1 . Pendekatan ini memungkinkan MobileNetV2 mengekstraksi fitur diskriminatif secara efektif sambil mengurangi jumlah parameter dan komputasi yang dibutuhkan [8]. Selain itu, MobileNetV2 menggunakan *linear bottleneck*, yang mempertahankan representasi penting fitur dalam ruang berdimensi rendah sebelum dilanjutkan ke lapisan aktivasi non-linear. Hal ini membantu mengurangi kehilangan informasi penting selama propagasi sinyal melalui jaringan. Kombinasi *inverted residual* dan *linear bottleneck* membuat MobileNetV2 efisien dalam hal komputasi dan memori, namun tetap mampu menangkap fitur kompleks yang diperlukan dalam pengenalan wajah [6].

Metric Evaluasi Model

Kinerja sistem face recognition dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, F1-score, dan ROC-AUC. Akurasi mengukur persentase prediksi benar, precision menunjukkan proporsi prediksi positif yang tepat, recall menilai kemampuan model mendeteksi seluruh kasus positif, dan F1-score memberikan keseimbangan antara precision dan recall. ROC-AUC menilai kemampuan model membedakan kelas positif dan negatif secara keseluruhan. Kombinasi metrik ini memberikan gambaran lengkap tentang performa model dalam berbagai kondisi, termasuk variasi pencahayaan [1].

Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian ini terdiri atas beberapa tahapan utama seperti yang terlihat pada Gambar 1. Setiap tahapan dirancang untuk memastikan bahwa proses peningkatan kinerja sistem pengenalan wajah melalui CLAHE dapat dievaluasi secara objektif.



Gambar 1. Diagram alur penelitian

Pengumpulan Data

Tahap pertama adalah pengumpulan data wajah yang dilakukan menggunakan kamera ponsel dengan berbagai kondisi pencahayaan dan pose untuk memastikan variasi yang cukup dalam dataset. Variasi pencahayaan meliputi kondisi terang, redup, bayangan, dan penggunaan flash, sedangkan variasi pose mencakup hadap depan, kanan, kiri, atas, dan bawah. Data yang diperoleh digunakan sebagai *primary dataset* untuk proses pelatihan dan pengujian model pengenalan wajah. Seluruh citra kemudian dikonversi ke format dan resolusi seragam agar kompatibel dengan tahapan pemrosesan berikutnya.

Deteksi dan Penyelarasan Wajah

Pada tahap ini dilakukan proses deteksi wajah untuk menemukan area wajah pada citra, diikuti dengan penyelarasan (face alignment) agar posisi fitur wajah seperti mata, hidung, dan mulut berada pada lokasi yang konsisten. Deteksi dilakukan menggunakan kombinasi RetinaFace untuk mendeteksi area wajah secara presisi, dan MediaPipe untuk membantu penyelarasan orientasi wajah. Tahapan ini bertujuan agar data masukan ke model memiliki struktur wajah yang seragam sehingga meningkatkan akurasi proses ekstraksi fitur.

Praproses Illumination Invariant

Tahap ini merupakan komponen utama penelitian yang berfokus pada peningkatan kualitas citra untuk mengatasi masalah variasi pencahayaan. Metode Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) diterapkan untuk meningkatkan kontras lokal pada citra wajah secara adaptif tanpa memperkuat noise secara berlebihan. Proses ini menghasilkan dua jalur data:

- 1) Dengan CLAHE, yaitu citra wajah yang telah melalui tahap peningkatan kontras menggunakan CLAHE.
- 2) Tanpa CLAHE, yaitu citra asli tanpa tahap illumination preprocessing.

Setelah proses ini, citra hasil praproses dapat dievaluasi menggunakan Structural Similarity Index Measure (SSIM) untuk memastikan bahwa peningkatan pencahayaan tidak mengubah struktur visual wajah secara signifikan. Tahap ini memungkinkan analisis perbandingan langsung antara pengaruh penerapan CLAHE dan kondisi asli terhadap kinerja sistem pengenalan wajah.

Augmentasi Data

Tahap berikutnya adalah memperluas variasi data dengan teknik data augmentation. Tujuan augmentasi adalah meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap kondisi yang belum pernah dilihat sebelumnya. Beberapa teknik yang digunakan meliputi rotasi, flipping horizontal, perubahan tingkat kecerahan, serta penyesuaian kontras acak.

Pembagian Data

Dataset hasil augmentasi dibagi menjadi tiga bagian, yaitu training set, validation set, dan testing set dengan rasio 70:20:10. Pembagian ini dilakukan untuk memastikan bahwa model dilatih pada data yang cukup banyak, divalidasi untuk mencegah overfitting, serta diuji menggunakan data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian data dilakukan secara acak, namun tetap mempertahankan proporsi jumlah citra antar individu agar tidak terjadi bias.

Pelatihan Model

Model pengenalan wajah dilatih menggunakan arsitektur MobileNetV2, yang dikenal ringan dan efisien untuk tugas pengenalan citra. Model ini memanfaatkan bobot awal (pretrained weights) dari ImageNet sebagai dasar transfer learning, sehingga proses pelatihan menjadi lebih cepat dan stabil. Pelatihan dilakukan dua kali, yaitu pada dataset tanpa CLAHE dan dataset dengan CLAHE, untuk mengevaluasi pengaruh metode peningkatan kontras terhadap hasil pengenalan wajah.

Evaluasi Model

Setelah pelatihan selesai, dilakukan evaluasi terhadap kinerja model pada setiap skenario (dengan dan tanpa CLAHE). Proses evaluasi menggunakan beberapa metrik utama, yaitu Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, ROC-AUC (Receiver Operating Characteristic – Area Under Curve), untuk menilai kemampuan model membedakan identitas wajah yang berbeda secara keseluruhan.

Analisis Perbandingan Hasil

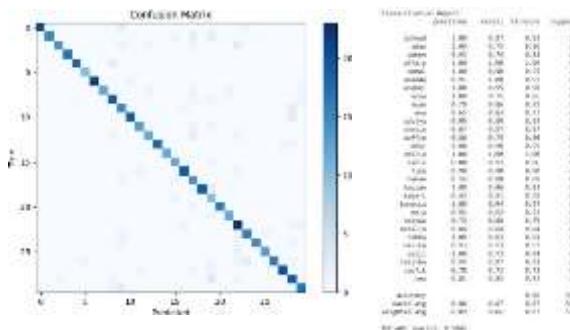
Tahap terakhir adalah menganalisis hasil evaluasi model secara kuantitatif dan kualitatif. Analisis ini membandingkan performa model dengan CLAHE dan tanpa CLAHE, berdasarkan metrik akurasi, F1-score, dan ROC-AUC. Hasil perbandingan digunakan untuk menilai seberapa besar kontribusi CLAHE dalam meningkatkan kemampuan sistem pengenalan wajah terhadap variasi pencahayaan.

Hasil dan Pembahasan

Tahap pertama pengujian dilakukan menggunakan data wajah hasil augmentasi tanpa melalui proses *illumination invariant preprocessing* (tanpa CLAHE). Dataset yang digunakan terdiri dari 92 citra hasil augmentasi dari 23 citra awal yang diperoleh melalui proses pengambilan data primer. Model pengenalan wajah dilatih menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan parameter pembelajaran yang sama untuk seluruh skenario guna menjaga konsistensi perbandingan. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *confusion matrix*, nilai akurasi, presisi, *recall*, *f1-score*, serta *Receiver Operating Characteristic – Area Under Curve* (ROC-AUC). Tujuan pengujian ini adalah untuk menilai pengaruh peningkatan kualitas citra terhadap performa model dalam mengenali identitas wajah.

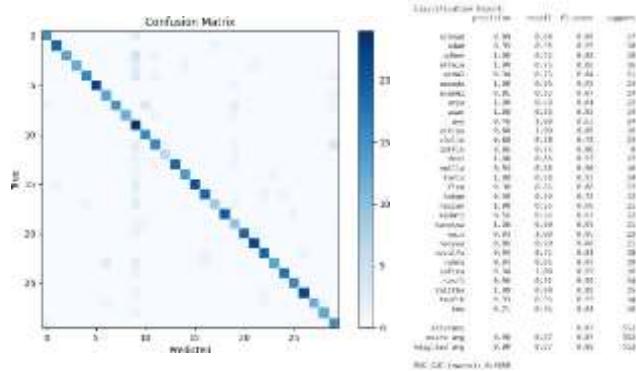
Pada pengujian tanpa penerapan CLAHE, hasil *confusion matrix* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2, terlihat bahwa sebagian besar prediksi model berada pada diagonal utama, yang menandakan tingkat klasifikasi yang cukup baik pada sebagian besar kelas wajah. Nilai akurasi keseluruhan yang diperoleh sebesar 0,86, dengan nilai *macro average precision* sebesar 0,88, *recall* sebesar 0,87, dan *f1-score* sebesar 0,87. Nilai *ROC-AUC (macro)* yang diperoleh mencapai 0,9845, menunjukkan kemampuan pemisahan kelas yang sangat tinggi. Beberapa kelas memiliki performa

rendah akibat kemiripan fitur antarindividu, variasi pencahayaan, serta ekspresi wajah yang tidak konsisten, seperti pada kelas dengan *recall* di bawah 0,70.



Gambar 2. Confusion matrix hasil pengujian tanpa CLAHE

Sementara itu, hasil pengujian dengan penerapan metode CLAHE seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3, memperlihatkan adanya peningkatan pada aspek kontras citra yang berdampak langsung pada peningkatan kemampuan model dalam mengekstraksi fitur wajah. Peningkatan ini tampak pada hasil confusion matrix yang lebih padat pada diagonal utama dan penurunan jumlah kesalahan klasifikasi di luar diagonal. Secara umum, penerapan CLAHE membantu menormalkan distribusi pencahayaan pada citra wajah, terutama pada area gelap atau terlalu terang, sehingga menghasilkan fitur yang lebih representatif bagi model MobileNetV2. Hal ini mendukung teori bahwa perbaikan kualitas citra sebelum tahap pelatihan berpengaruh signifikan terhadap stabilitas dan akurasi model klasifikasi berbasis CNN.



Gambar 3. Confusion matrix hasil pengujian dengan CLAHE

Perbandingan antara kedua hasil tersebut diperlihatkan pada Tabel 1 yang menunjukkan bahwa penerapan CLAHE memberikan pengaruh positif terhadap performa pengenalan wajah. Konsistensi hasil pada *confusion matrix* dan kenaikan rata-rata metrik menunjukkan bahwa proses prapengolahan citra memiliki peran penting dalam tahap ekstraksi fitur. Secara keseluruhan, kombinasi antara metode CLAHE dan arsitektur MobileNetV2 terbukti efektif dalam menghasilkan model klasifikasi wajah yang akurat dan efisien, dengan nilai ROC-AUC di atas 0,98 yang menandakan kemampuan diskriminatif yang sangat baik. Hasil ini memperkuat bahwa pendekatan berbasis *transfer learning* dengan dukungan praproses citra adaptif mampu meningkatkan kinerja sistem pengenalan wajah berbasis *deep learning*.

Tabel 1. Perbandingan Hasil

Metrik Evaluasi	Tanpa CLAHE	Dengan CLAHE	Perubahan
Accuracy	0.86	0.87	+0.01
Precision	0.89	0.90	+0.01
Recall	0.86	0.87	+0.01
F1-Score	0.87	0.88	+0.01
ROC-AUC	0.9845	0.9850	+0.0005

Kesimpulan

Secara keseluruhan, penerapan metode CLAHE memberikan peningkatan performa meskipun hanya sebesar 0,01 poin pada nilai akurasi dibandingkan model tanpa praproses pencahayaan. Kenaikan yang tampak kecil ini tetap memiliki makna signifikan secara praktis, karena menunjukkan bahwa penyesuaian kualitas citra sebelum tahap pelatihan mampu meningkatkan kestabilan dan konsistensi model dalam menghadapi variasi iluminasi. Dengan kata lain, CLAHE membantu model lebih adaptif terhadap kondisi pencahayaan yang tidak seragam tanpa perlu perubahan arsitektur atau parameter model yang kompleks. Temuan ini mengindikasikan bahwa perbaikan sederhana pada tahap praproses dapat memberikan kontribusi nyata terhadap keandalan sistem pengenalan wajah berbasis *deep learning*, terutama pada lingkungan nyata yang bersifat dinamis.

Daftar Pustaka

- [1] M. T. H. Fuad, A. Ahmedfime, D. Sikder, M. A. R. Iftee, J. Rabbi, M. S. Al-Rakhami, A. Gumae, O. Sen, M. Fuad, and M. N. Islam, "Recent Advances in Deep Learning Techniques for Face Recognition," arXiv preprint arXiv:2103.10492, pp. 1–30, Jul. 2021.
- [2] R. Lionnie, M. M. Huda, and M. Alaydrus, "Illumination Invariant Face Recognition," InComTech: Jurnal Telekomunikasi dan Komputer, vol. 10, no. 3, pp. 129–134, Dec. 2020, doi: 10.22441/incomtech.v10i3.8466.
- [3] I. M. Mohammed dan N. A. M. Isa, "Contrast Limited Adaptive Local Histogram Equalization Method for Poor Contrast Image Enhancement," IJEECS, vol. 13, 2025. , doi: 10.1109/ACCESS.2025.3558506
- [4] S. Suprihanto, M. Harika, M. S. Ramadiani, dan D. R. Ramdania, "Multiscale Retinex Application to Analyze Face Recognition," Jurnal Online Informatika (JOIN), vol. 5, no. 2, pp. 217–226, Dec. 2020, doi: 10.15575/join.v5i2.668.
- [5] C. Guo et al., "Zero-Reference Deep Curve Estimation for Low-Light Image Enhancement," 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, 2020, pp. 1777-1786, doi: 10.1109/CVPR42600.2020.00185.

- [6] A. S. Mohammad, T. G. Jarullah, M. T. S. Al-Kaltakchi, J. A. Al-Ani, and S. Dey, “IoT-MFaceNet: Internet-of-Things-Based Face Recognition Using MobileNetV2 and FaceNet Deep-Learning Implementations on a Raspberry Pi-400,” *Journal of Low Power Electronics and Applications*, vol. 14, no. 3, p. 46, 2024, doi: 10.3390/jlpea14030046.
- [7] R. D. Djohari, H. R. Ngemba, S. Hendra, D. S. Angraeni, N. T. Lapatta, and D. W. Nugraha, “Employee Attendance System with Facial Recognition Technology Using a Single Shot Detector (SSD) Algorithm,” *JITE*, vol. 7, no. 2, pp. 424–434, Jan. 2024, doi: 10.31289/jite.v7i2.10869.
- [8] A. A. A. Aboluhom and I. Kandilli, “Face recognition using deep learning on Raspberry Pi,” *The Computer Journal*, vol. 67, no. 11, pp. 3020–3030, 2024, doi: 10.1093/comjnl/bxae066.