

Analisis Penggunaan Histogram Equalization dan CNN untuk Pengenalan Wajah

^{1*}Nurul Hana Shahla Fitriani

¹ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: [*¹nurulhanashahlafitriani_0209@gmail.com](mailto:nurulhanashahlafitriani_0209@gmail.com)

Penulis Korespondens : Nurul Hana Shahla Fitriani

Abstrak— Pengenalan wajah (*Face Recognition*) merupakan salah satu cabang dari pengolahan citra digital yang berfokus pada proses identifikasi dan klasifikasi wajah individu berdasarkan ciri atau fitur unik yang dimiliki setiap orang. Namun, performa sistem pengenalan wajah dapat mengalami penurunan akurasi akibat kondisi pencahayaan yang tidak optimal, yang menyebabkan citra wajah menjadi kurang jelas dan sulit diidentifikasi. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, digunakan teknik *Histogram Equalization* (HE) guna meningkatkan kualitas citra dengan meratakan distribusi intensitas piksel, sehingga kontras gambar menjadi lebih optimal. Selain itu, implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam sistem ini sangat krusial karena CNN mampu mempelajari fitur-fitur penting dari citra wajah secara otomatis dan hierarkis, yang membuatnya efektif dalam tugas-tugas seperti deteksi wajah, klasifikasi, dan pengenalan objek. Penelitian ini juga melakukan proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) dua kali dengan nilai epoch yang berbeda, yaitu 15 dan 20, untuk mengevaluasi performa model. Pemilihan nilai epoch ini didasarkan pada belum adanya standar baku dari penelitian sebelumnya mengenai skala optimal epoch. Hasil dari kombinasi metode ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi sistem pengenalan wajah, khususnya untuk aplikasi seperti sistem absensi, keamanan, dan layanan medis.

Kata Kunci— *Pengenalan Wajah, CNN, Histogram Equalization, Epoch, Pengolahan Citra.*

Abstract—*Face recognition is a branch of digital image processing that focuses on the identification and classification of individual faces based on unique characteristics or features possessed by each person. However, the performance of face recognition systems can decline due to suboptimal lighting conditions, which result in unclear facial images and hinder accurate identification. To address this issue, Histogram Equalization (HE) is employed to enhance image quality by equalizing the pixel intensity distribution, thereby improving image contrast. Additionally, the implementation of Convolutional Neural Networks (CNN) plays a crucial role in the system, as CNNs are capable of automatically and hierarchically learning important features from facial images, making them effective in tasks such as face detection, classification, and object recognition. This study also conducts training and testing processes twice with different epoch values—15 and 20—to evaluate the model's performance. The choice of epoch values is based on the lack of a standardized optimal epoch scale in previous research. The combination of these methods is expected to improve the accuracy of face recognition systems, particularly for applications such as attendance systems, security, and medical services.*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Face Recognition (Pengenalan wajah) adalah cabang dari pengenalan wajah yang fokus pada identifikasi dan klasifikasi citra wajah yang ditunjukkan oleh individu melalui fitur wajah mereka, dalam penelitian [1] mengusulkan sistem yang menggabungkan penggunaan algoritma gamma dan *Histogram Equalization* dengan jaringan saraf *Convolutional Neural Network* (CNN). *Convolutional Neural Network* (CNN) dirancang untuk secara otomatis dan adaptif mempelajari hierarki fitur dari input gambar, yang membuatnya sangat efektif dalam tugas-tugas seperti

pengenalan wajah, deteksi objek, dan klasifikasi gambar [1], [2], [3]. *Histogram Equalization* adalah teknik yang digunakan dalam pemrosesan citra untuk meningkatkan kontras gambar dengan meratakan distribusi intensitas piksel dalam histogram [3], [1], [2]

Dalam menghadapi tantangan pengenalan wajah dengan sudut pandang dan ekspresi yang mirip, studi [5] menggunakan model IE-CNN dengan mekanisme perhatian yang menggabungkan fitur internal (mata, hidung, mulut) dan fitur eksternal (kepala, dagu, telinga). Pendekatan ini terbukti efektif dalam meningkatkan tingkat pengenalan yang benar pada gambar wajah yang memiliki tingkat kesamaan tinggi.

Selain itu, dalam bidang segmentasi gambar medis, teknik pra-pemrosesan seperti *Histogram Equalization* (HE) dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) telah terbukti meningkatkan performa CNN dalam segmentasi gambar medis, yang menunjukkan potensinya untuk diterapkan pada pengenalan wajah juga. Penelitian [6] menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan dalam segmentasi gambar medis setelah menerapkan teknik-teknik sedangkan dalam penelitian [7] peningkatan kontras citra dalam teknik dengan menyamakan distribusi tingkat keabuan yang membuat hasil kontras lebih alami dan informatif. Dalam studi yang dilakukan oleh [6] [7], [1], [3].

Epoch, menurut [10], [11], [12], [13], [14], [15] dalam penelitian-penelitian sebelumnya epoch memiliki konteks yang berbeda dan memiliki arti yang sama yaitu jumlah siklus dalam pelatihan model sedangkan model-model tersebut dilatih dengan epoch agar bobot dapat dioptimalkan. Penting untuk mengkaji lebih dalam bagaimana berbagai teknik pra-pemrosesan dan algoritma pengenalan wajah dapat diterapkan untuk meningkatkan performa sistem pengenalan wajah, khususnya dalam kondisi sudut pandang dan citra wajah yang beragam. Hal ini menjadi relevan untuk dikaji dalam penelitian ini, dengan tujuan untuk mengidentifikasi dan menganalisis metode terbaik yang dapat mengatasi tantangan ini dan meningkatkan keandalan sistem pengenalan wajah.

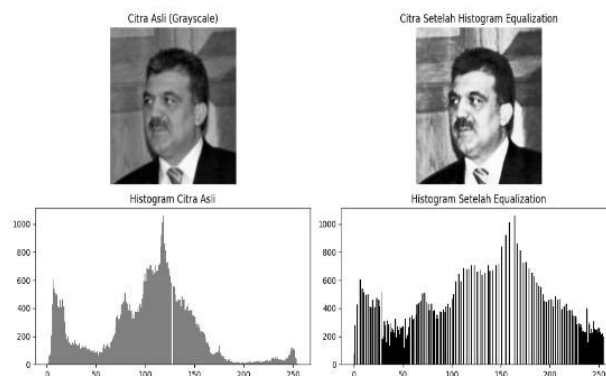
Tujuan Penelitian ini adalah apabila terjadi suatu masalah ketidak sinkronan dalam pengenalan wajah akibat pencahayaan yang minim sehingga dalam suatu alat tersebut tidak dapat menangkap data yang pas untuk mengeluarkan suatu data valid seperti absensi, medis atau yang lainnya.

II. METODE

1. Kebutuhan Data

a. Data Input

Deskripsi: Untuk tampilan citra wajah asli dan citra wajah histogramnya mengambil wajah dari nama Abdullah_Gul sebagai contoh. Dari gambar dapat disimpulkan: Pada bagian gambar atas kiri (a) menampilkan citra wajah dalam skala abu-abu (Grayscale) tanpa adanya modifikasi distribusi kecerahan sedangkan gambar atas kanan (b), merupakan hasil dari citra (Grayscale) yang telah diproses oleh *Histogram Equalization* (HE).



Gambar1. (a) Gambar Grayscale, (b) Gambar setelah HE

a. *Histogram Equalization* (HE)

$$O = \begin{bmatrix} 128 & 255 \\ 128 & 128 & 0 \\ 255 & 0 & 255 \end{bmatrix}$$

Hitung frekuensi untuk setiap intensitas:

- a. $h(0)$: 3 (ada tiga piksel nilai 0)
- b. $h(128)$: 3 (ada tiga piksel dengan nilai 128)
- c. $h(255)$: 3 (ada tiga piksel dengan nilai 255)
- d. intensitas lainnya memiliki $h(i) = 0$

Tabel 1. Tabel Histogram

Intensitas (i)	Frekuensi (h(i))
0	3
128	3
255	3

b. *Convolutional Neural Network* (CNN)

Tabel 2. Tabel CNN

A (x)	B (W)	C (b)	D ($Wx + b$)	E ($f(x)$)	F (y)	G (Prediksi)	H (Loss)
2	0.5	1	2.0	0.8808	1	0.8808	0.1269
3	0.8	1	3.4	0.9677	0	0.9677	34.127
1.5	0.3	1	1.45	0.8101	1	0.8101	0.2107

c. *Computer Vision* (CV)

Tabel 3. Tabel CV

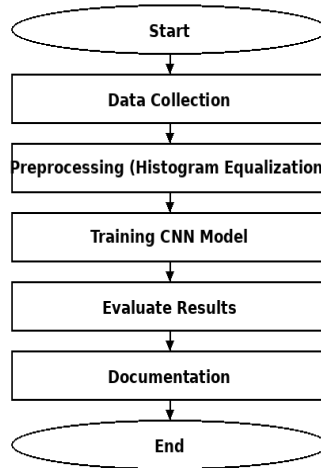
Fitur Input (x)	Bobot (W)	Bias (b)	$Wx + b$	Sigmoid ($f(x)f(x)f(x)$)	Loss (LLL)
2	0.5	1	2	0.8808	0.1269

d. Data Output

Tabel 4. Data Output

Intensitas Awal (iii)	Frekuensi (h(i)h(i)h(i))	CDF	Intensitas Baru (sks_ksk)
0	3	3	85
128	3	6	170
255	3	9	255

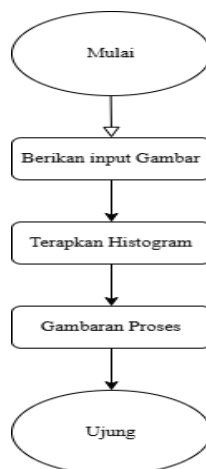
1. Desain Sistem
 - a. Activity Diagram Sistem



Gambar 2. Diagram Sistem

Dari Gambar 2. Diagram Sistem dapat disimpulkan activity diagram sistem pengenalan wajah dengan metode *Histogram Equalization* (HE) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) menggambarkan alur kerja sistem mulai dari input data gambar hingga menghasilkan prediksi. Proses dimulai dengan pengguna mengunggah gambar wajah, yang kemudian diproses menggunakan *Histogram Equalization* (HE) untuk meningkatkan kualitas citra, terutama dalam kondisi pencahayaan buruk. Gambar yang telah diproses ini digunakan untuk melatih model *Convolutional Neural Network* (CNN) atau langsung dimasukkan ke model yang sudah ada untuk pengenalan wajah. CNN akan menganalisis fitur wajah seperti mata, hidung, dan mulut untuk mengenali identitas. Jika wajah dikenali, hasil prediksi ditampilkan; jika tidak, sistem memberikan notifikasi. Diagram ini juga mencakup evaluasi akurasi model untuk memastikan keandalannya sebelum sistem digunakan secara penuh. Alur diakhiri setelah prediksi selesai atau evaluasi berhasil dilakukan.

- b. Activity Diagram Histogram



Gambar 3. Alur Histogram

Dimana dapat kita simpulkan sesuai Gambar 3. Alur Histogram hanya memuat mulai dilangsungkan proses memasukkan input gambar selanjutnya menerapkan metode *Histogram*

Equalization (HE) untuk menghasilkan kuliatas citra setelah diterapkan proses berikutnya memuat gambaran proses use case ini membuat alur sederhana nya saja sestelah serangkaian proses maka akan mendapatkan hasil tersebut.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini melakukan dua kali *Testing* dan *Training* dengan epoch yang berbeda dalam siklus peningkatan dengan nilai 5, karena dalam kutipan-kutipan penelitian sebelumnya tidak dipastikan berapa skala nilai epoch-nya maka penelitian ini menggunakan epoch dengan nilai 15 dan 20. Sesuai dalam tabel di bawah ini.

Tabel 5. Evaluasi Model Epoch 15

Epoch	Accuracy	Loss	Val_Accuracy	Val_Loss
1	10.000	0.0012	0.6000	32.369
2	10.000	0.0000	0.2000	24.586
3	0.9716	0.0490	0.2000	16.199
4	10.000	0.0001	0.4000	17.835
5	10.000	0.0031	0.6000	23.932
6	10.000	0.0015	0.6000	26.989
7	10.000	0.0010	0.6000	30.181
8	10.000	0.0051	0.4000	30.867
9	10.000	0.0023	0.4000	32.856
10	10.000	0.0011	0.6000	37.645
11	10.000	0.0201	0.4000	39.354
12	10.000	0.0032	0.6000	42.273
13	10.000	0.0000	0.6000	48.147
14	10.000	0.0000	0.6000	53.538
15	10.000	0.0000	0.6000	58.462

Dalam tabel diatas bahwa modelnya baik dalam training dengan akurasi mencapai 100% akan tetapi buruk dalam validasi. *Validation Loss* meningkat terus menandakan model epoch 15 overfitting dalam tabel metrik perkelasnya menunjukan skala:

Tabel 6. Metriks Per-Kelas Dengan Epoch 15

Label	Precision	Recall	F1-Score	Support
Abdullah_Gul	0.67	1.00	0.80	2
Adrien_Brody	0.40	1.00	0.57	2
Alejandro_Toledo	1.00	1.00	1.00	2
Alvaro_Uribe	0.00	0.00	0.00	2
Amelie_Mauresmo	0.00	0.00	0.00	2

Kelas Alejandro_Toledo dikenali sempurna ($F1 = 1.00$). Dua kelas (Alvaro_Uribe & Amelie_Mauresmo) gagal dikenali. Akurasi 60% terlihat tinggi, tapi sebenarnya tidak semua kelas dikenali baik. Nilai macro dan weighted F1 rendah (0.47) artinya model kurang seimbang performanya terhadap semua kelas.

Tabel 7. Evaluasi Model Epoch 20

Epoch	Accuracy	Loss	Val_Accuracy	Val_Loss
1	10.000	0.000005	0.6000	44.758
2	10.000	0.000000	0.6000	38.327
3	10.000	0.000749	0.4000	37.391
4	10.000	0.0024	0.4000	32.398
5	10.000	0.000000	0.6000	37.254
6	10.000	0.000002	0.6000	43.339
7	10.000	0.0066	0.6000	48.956
8	10.000	0.000036	0.6000	52.454
9	10.000	0.0031	0.6000	48.855
10	10.000	0.000105	0.6000	45.681
11	10.000	0.000053	0.6000	42.509
12	0.9716	0.2083	0.6000	39.031
13	10.000	0.000279	0.6000	34.723
14	10.000	0.000246	0.6000	31.401
15	10.000	0.000497	0.6000	30.234
16	10.000	0.000175	0.6000	29.605
17	10.000	0.000610	0.4000	30.494
18	10.000	0.0040	0.4000	33.087
19	10.000	0.000326	0.4000	36.630
20	10.000	0.0016	0.4000	39.229

Model mengalami overfitting akurasi pada data pelatihan training akurasi mencapai 100% di hampir semua epoch, sementara akurasi pada data validasi stagnan di angka 40%–60%. Hal ini menunjukkan bahwa model hanya menghafal data pelatihan dan tidak mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data baru.

Validasi yang tidak menunjukkan perbaikan signifikan selama 20 epoch, tidak terjadi peningkatan yang stabil pada akurasi validasi. Bahkan pada beberapa epoch terakhir, val_accuracy justru menurun, meskipun training loss tetap sangat kecil. Ini menandakan bahwa model tidak belajar dengan baik dari data validasi.

Nilai loss pada validasi tetap tinggi meskipun training loss sangat kecil (hampir nol), validation loss tetap berada di kisaran tinggi (3.0 – 5.0). Artinya, prediksi model terhadap data uji masih cukup buruk dan penuh kesalahan.

Training berjalan sempurna, namun tidak realistis performa pelatihan yang terlalu sempurna (accuracy = 1.0000 dan loss mendekati nol) bisa menjadi indikasi bahwa model terlalu kompleks untuk dataset yang digunakan, sehingga hanya “menghafal” tanpa memahami pola yang sebenarnya. Perlu dilakukan perbaikan model untuk memperbaiki performa dan menghindari overfitting.

Tabel 3.4 Metriks Per-Kelas Dengan Epoch 20

Label	Precision	Recall	F1-Score	Support
Abdullah_Gul	0.67	1.00	0.80	2
Adrien_Brody	0.50	0.50	0.50	2

Alejandro_Toledo	0.67	1.00	0.80	2
Alvaro_Uribe	0.00	0.00	0.00	2
Amelie_Mauresmo	1.00	0.50	0.67	2

Model berhasil mengenali sebagian besar gambar pada label seperti Abdullah_Gul dan Alejandro_Toledo. Akan tetapi model kurang mampu mengenali Adrien_Brody dan Amelie_Mauresmo secara konsisten. Sedangkan model gagal sepenuhnya pada Alvaro_Uribe, yang menunjukkan bahwa fitur wajah pada kelas ini belum cukup dipelajari atau sangat mirip dengan kelas lain. Kemudian support yang kecil (hanya 2 gambar per label) juga membuat performa mudah dipengaruhi oleh kesalahan kecil.

IV. KESIMPULAN

1. Pentingnya peningkatan kualitas citra *Histogram Equalization* (HE) telah terbukti mampu meningkatkan kualitas citra, terutama pada kondisi pencahayaan rendah, dengan meratakan distribusi intensitas piksel.
2. Keunggulan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk pengenalan wajah, efektif dalam mengekstraksi fitur dari citra wajah melalui mekanisme lapisan *konvolusi*, *pooling*, dan *fully connected*. Hal ini menjadikannya pilihan yang tepat untuk pengenalan wajah dalam berbagai kondisi.
3. Tujuan Penelitian yang Relevan, penelitian ini diharapkan memberikan solusi terhadap tantangan pengenalan wajah dalam kondisi sudut pandang yang berbeda dan pencahayaan yang kurang, dengan membandingkan performa *Convolutional Neural Network* (CNN) yang menggunakan *Histogram Equalization* (HE) dan yang tidak.
4. Signifikansi penelitian, Penelitian ini berpotensi memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan teknologi pengenalan wajah, yang dapat diterapkan pada berbagai bidang seperti keamanan, absensi, dan kontrol akses.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Nusantara PGRI Kediri atas keberhasilannya program artikel yang diperuntukan SEMNASINOTEK meskipun masih terdapat banyak sekali kekeliruan dan tidak lupa teruntuk orang tua, dosen pembimbing dan teman-teman saya yang telah turut andil mendoakan kesuksesan artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Ashor dan H. M. Ahmed, "Applying Gamma and Histogram Equalization Algorithms for Improving System-performance of Face Recognition-based CNN," *IRAQI JOURNAL OF COMPUTERS, COMMUNICATIONS, CONTROL AND SYSTEMS ENGINEERING*, vol. 22, no. 1, 2022, doi: 10.33103/uot.ijccce.22.1.11.
- [2] S. Saifullah dan R. Dreżewski, "Modified histogram equalization for improved CNN medical image segmentation," *Procedia Comput Sci*, vol. 225, hlm. 3021–3030, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2023.10.295.
- [3] M. T. Ahad, Y. Li, B. Song, dan T. Bhuiyan, "Comparison of CNN-based deep learning architectures for rice diseases classification," *Artificial Intelligence in Agriculture*, vol. 9, hlm. 22–35, 2023, doi: 10.1016/j.aiia.2023.07.001.

- [4] M. Hassan, M. Suhail Shaikh, dan M. A. Jatoi, "Image quality measurement-based comparative analysis of illumination compensation methods for face image normalization," *Multimed Syst*, vol. 28, no. 2, 2022, doi: 10.1007/s00530-021-00853-y.
- [5] A.-P. Song, Q. Hu, X.-H. Ding, X.-Y. Di, dan Z.-H. Song, "Similar face recognition using the IE-CNN model," *IEEE Access*, vol. 8, hlm. 45244–45253, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2978938.
- [6] S. Saifullah dan R. Drezewski, "Modified Histogram Equalization for Improved CNN Medical Image Segmentation," dalam *Procedia Computer Science*, 2023. doi: 10.1016/j.procs.2023.10.295.
- [7] S. Agrawal, R. Panda, P. K. Mishro, dan A. Abraham, "A novel joint histogram equalization based image contrast enhancement," *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 4, hlm. 1172–1182, 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2019.05.010.
- [8] S. Saifullah dan R. Drezewski, "Modified Histogram Equalization for Improved CNN Medical Image Segmentation," dalam *Procedia Computer Science*, 2023. doi: 10.1016/j.procs.2023.10.295.
- [9] A.-P. Song, Q. Hu, X.-H. Ding, X.-Y. Di, dan Z.-H. Song, "Similar face recognition using the IE-CNN model," *IEEE Access*, vol. 8, hlm. 45244–45253, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2978938.
- [10] K. Bhosle dan V. Musande, "Evaluation of deep learning CNN model for recognition of devanagari digit," dalam *Artificial intelligence and applications*, 2023, hlm. 98–102. doi: 10.47852/bonviewaia3202441.
- [11] R.-C. Chen, C. Dewi, Y.-C. Zhuang, dan J.-K. Chen, "Contrast limited adaptive histogram equalization for recognizing road marking at night based on YOLO models," *IEEE Access*, vol. 11, hlm. 92926–92942, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3309410.
- [12] D. Vijayalakshmi dan M. K. Nath, "A novel contrast enhancement technique using gradient-based joint histogram equalization," *Circuits Syst Signal Process*, vol. 40, no. 8, hlm. 3929–3967, 2021, doi: 10.1007/s00034-021-01655-3.
- [13] J. Gupta, S. Pathak, dan G. Kumar, "Deep learning (CNN) and transfer learning: a review," dalam *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, 2022, hlm. 012029. doi: 10.1088/1742-6596/2273/1/012029.
- [14] K. G. Dhal, A. Das, S. Ray, J. Gálvez, dan S. Das, "Histogram equalization variants as optimization problems: a review," *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 28, hlm. 1471–1496, 2021, doi: 10.1007/s11831-020-09425-1.
- [15] S. Gangwar, R. Devi, dan N. A. Mat Isa, "Optimized exposer region-based modified adaptive histogram equalization method for contrast enhancement in CXR imaging," *Sci Rep*, vol. 15, no. 1, hlm. 6693, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-90876-6.