

Pengaruh Peningkatan Kontras Citra terhadap Akurasi Model Deep Learning dalam Pengenalan Ekspresi Wajah

Fricles Ariwisanto Sianturi^{1*}, Arjon Samuel Sitio²

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Tjut Nyak Dhien, Medan, Indonesia

Email: ^{1*}sianturifricles@utnd.ac.id, ²arjonsitio@yahoo.com

Email Penulis Korespondensi: ¹sianturifricles@utnd.ac.id

Abstrak– Dalam sistem pengenalan ekspresi wajah berbasis deep learning, kualitas citra input memegang peran krusial dalam memengaruhi akurasi klasifikasi. Citra dengan kontras rendah atau distribusi intensitas yang tidak merata dapat mengurangi performa model dalam mengenali fitur-fitur penting pada wajah. Oleh karena itu, diperlukan eksplorasi terhadap teknik peningkatan kontras seperti histogram equalization untuk mengetahui sejauh mana pengaruhnya terhadap hasil klasifikasi ekspresi wajah. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh peningkatan kontras citra terhadap akurasi model deep learning, khususnya model CNN berbasis arsitektur VGG-Face, dalam mengenali ekspresi wajah manusia. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain eksperimen. Dataset yang digunakan adalah FER-2013 yang terdiri dari enam kategori ekspresi wajah. Citra-citra dibagi dalam dua kelompok: citra asli (tanpa peningkatan kontras) dan citra yang telah melalui proses peningkatan kontras menggunakan histogram equalization. Kedua kelompok citra dilatih menggunakan model VGG-Face yang dimodifikasi pada lapisan akhir untuk klasifikasi ekspresi. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, F1-score, dan confusion matrix. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa citra yang telah melalui proses peningkatan kontras menghasilkan akurasi sebesar 86.3%, meningkat sebesar 3.7% dibandingkan dengan citra tanpa peningkatan kontras yang hanya mencapai akurasi 82.6%. Selain itu, terjadi peningkatan F1-score pada kategori ekspresi netral dan marah yang sebelumnya memiliki tingkat kesalahan klasifikasi tertinggi. Analisis visual menunjukkan bahwa fitur wajah seperti garis senyum dan kerutan menjadi lebih terdefinisi setelah peningkatan kontras, sehingga mempermudah proses klasifikasi oleh model.

Kata Kunci: Peningkatan Kontras Citra, Deep Learning, Pengenalan Ekspresi Wajah, Histogram Equalization, VGG-Face

Abstract– In deep learning-based facial expression recognition systems, the quality of input images plays a pivotal role in influencing classification accuracy. Low contrast images or those with uneven intensity distribution often hinder the model's ability to accurately detect critical facial features. Therefore, exploring contrast enhancement techniques such as histogram equalization becomes essential to evaluate their effect on model performance. This study aims to analyze the impact of image contrast enhancement on the accuracy of deep learning models, specifically a modified Convolutional Neural Network (CNN) architecture based on VGG-Face, in classifying facial expressions. A quantitative experimental approach was adopted. The FER-2013 dataset, containing six facial expression categories, was utilized. Images were divided into two groups: original (no enhancement) and contrast-enhanced using histogram equalization. Both sets were trained using the VGG-Face model, which was adapted for expression classification by adjusting the final layers. Evaluation metrics included accuracy, F1-score, and confusion matrix. The experiment revealed that contrast-enhanced images achieved an accuracy of 86.3%, a 3.7% improvement over the original images which recorded an accuracy of 82.6%. Furthermore, the F1-scores showed notable improvements for expressions such as "neutral" and "angry," which previously had high misclassification rates. Visual analysis demonstrated that enhanced contrast enabled clearer definition of facial features such as smile lines and wrinkles, facilitating improved classification by the model.

Keywords: Image Contrast Enhancement, Deep Learning, Facial Expression Recognition, Histogram Equalization, VGG-Face

1. PENDAHULUAN

Kemampuan sistem kecerdasan buatan untuk mengenali ekspresi wajah telah mengalami perkembangan pesat dalam beberapa tahun terakhir, seiring dengan kemajuan teknologi deep learning. Penggunaan model CNN (*Convolutional Neural Network*) seperti VGG-Face telah menunjukkan performa tinggi dalam klasifikasi ekspresi wajah pada berbagai dataset. Namun, kualitas citra input masih menjadi salah satu faktor penentu dalam keberhasilan sistem klasifikasi tersebut. Kontras rendah, noise, dan distribusi intensitas yang tidak optimal dapat menghambat model dalam mengekstraksi fitur penting wajah. Oleh karena itu, teknik image enhancement seperti peningkatan kontras citra menjadi relevan untuk diteliti lebih dalam, yang menjadi rumusan masalah yang diangkat pada penelitian ini adalah Apakah peningkatan kontras citra menggunakan metode histogram

equalization dapat meningkatkan akurasi model deep learning, khususnya VGG-Face, dalam mengenali ekspresi wajah.

Penelitian terkait pengenalan ekspresi wajah berbasis deep learning telah menunjukkan perkembangan signifikan, terutama dengan adopsi arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) seperti [1] penguatan arsitektur VGG melalui modul perhatian CBAM, yang berfokus pada wilayah wajah paling ekspresif dan berhasil meningkatkan akurasi pengenalan ekspresi hingga 88,76% pada dataset RAF-DB [2]. Meskipun demikian, penelitian ini belum mengkaji kualitas visual citra input sebagai faktor pendukung performa model. Di sisi lain, [3] melakukan analisis komprehensif terhadap berbagai pendekatan klasifikasi ekspresi wajah, menunjukkan keunggulan CNN dibandingkan metode tradisional seperti SIFT dan LBP dalam lingkungan non-terkontrol [4]. Namun, pendekatan mereka bersifat struktural dan tidak mengeksplorasi pengaruh preprocessing citra. [4] mengoptimalkan arsitektur VGGNet melalui fine-tuning untuk meningkatkan akurasi klasifikasi ekspresi wajah, tetapi hasilnya masih terbatas pada 73,28% dan tidak didukung oleh peningkatan kualitas citra. Sementara itu, studi dari [5] menyoroti efisiensi komputasi dari metode peningkatan kontras seperti histogram equalization dan menyarankan penggunaannya untuk aplikasi waktu nyata. [6] juga meninjau berbagai teknik peningkatan kontras, termasuk histogram equalization yang meski sederhana dan efektif secara global, berpotensi menimbulkan artefak pada citra wajah. Dari tinjauan tersebut, terlihat bahwa meskipun aspek arsitektur dan algoritmik telah dikaji secara mendalam, pendekatan yang menghubungkan preprocessing citra—khususnya peningkatan kontras—dengan performa klasifikasi ekspresi wajah berbasis CNN masih terbatas. Penelitian ini hadir untuk mengisi kekosongan tersebut dengan menganalisis secara empiris pengaruh peningkatan kontras terhadap akurasi model VGG-Face dalam pengenalan ekspresi wajah, sekaligus memberikan kontribusi pada optimalisasi pipeline dalam sistem vision berbasis deep learning[7].

Penelitian ini menawarkan pendekatan baru dengan mengevaluasi dampak image contrast enhancement terhadap akurasi model deep learning. Tidak hanya menilai performa secara kuantitatif, tetapi juga melakukan analisis visual terhadap perubahan fitur wajah pasca peningkatan kontras. Pendekatan ini mengisi celah dalam literatur yang jarang mengeksplorasi hubungan antara preprocessing citra dan efektivitas klasifikasi ekspresi wajah. Sebagai gap analisis pada penelitian ini bahwa literatur sebelumnya fokus pada desain model dan teknik training, minimnya eksplorasi terhadap pengaruh preprocessing citra terhadap kinerja klasifikasi, kontribusi penelitian ini menganalisis langsung hubungan antara peningkatan kontras citra dan akurasi klasifikasi ekspresi, dengan pendekatan eksperimen berbasis data nyata[8].

Dengan demikian tujuan penelitian ini mengimplementasikan teknik histogram equalization pada citra ekspresi wajah, Melatih dan menguji model VGG-Face dengan citra asli dan citra yang telah ditingkatkan kontrasnya, Membandingkan akurasi, F1-score, dan confusion matrix antara kedua kelompok citra, dan Menganalisis perubahan visual pada fitur wajah akibat peningkatan kontras

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini bersifat kuantitatif eksperimental, dengan pendekatan komparatif antara dua kelompok data: citra asli dan citra hasil peningkatan kontras.

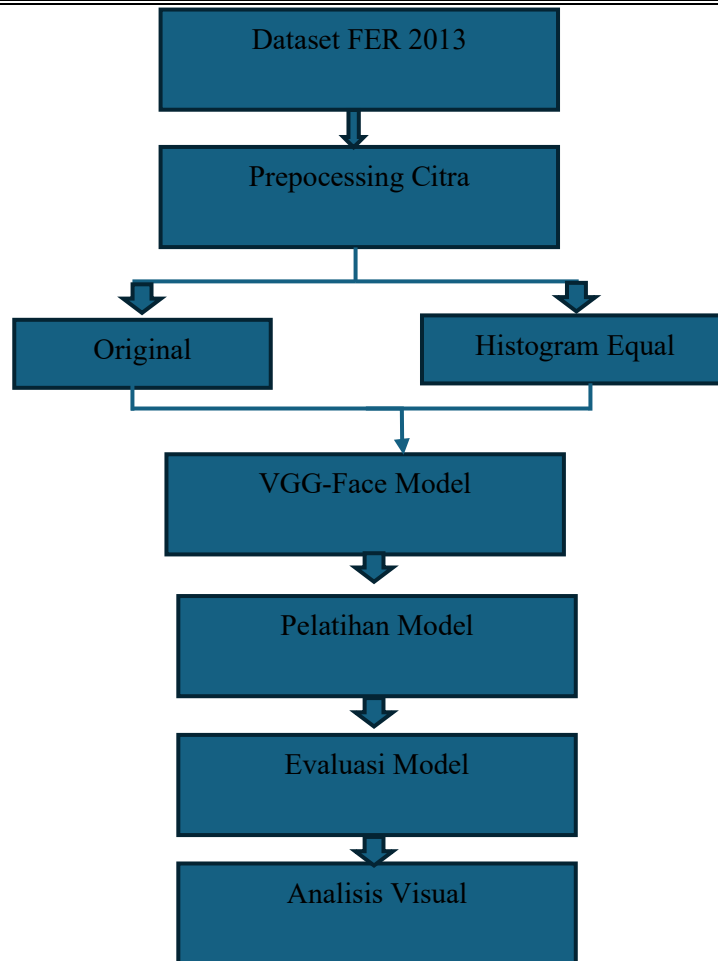
2.2 Data Set

Untuk data set yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

- FER 2013 digunakan sebagai dataset utama[9].
- Terdiri dari 6 kategori ekspresi wajah: marah, jijik, takut, bahagia, sedih dan netral
- Ukuran citra yang digunakan 48x48 pixel dalam format grayscale.

2.3 Tahapan Penelitian

Dalam menyelesaikan penelitian ini, peneliti merancang tahapan penelitian yang dilakukan untuk mencapai keberhasilan dari penelitian ini diantaranya dapat dilihat pada gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Uraian tahapan penelitian gambar 1 sebagai berikut..

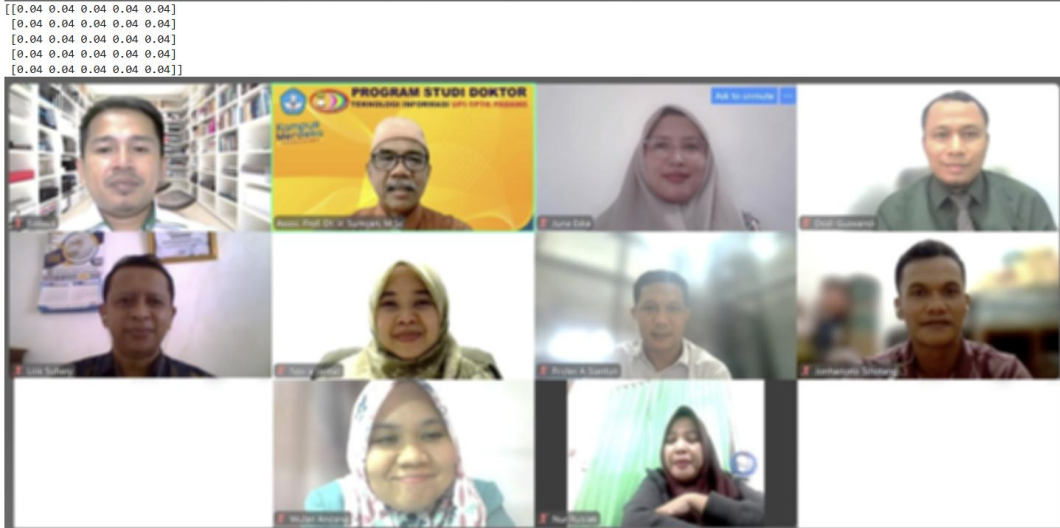
1. Preprocessing Citra
Histogram Equalization (HE) diterapkan untuk meningkatkan kontras citra
Dua kelompok data dibuat yakni Original Images (tanpa peningkatan kontras) dan Enhanced Learning (Setelah proses HE)
2. Model Deep Learning
Pada tahap ini menggunakan VGG-Face sebagai arsitektu dasar CNN
Modifikasi dilakukan pada fully connected layer untuk klasifikasi ekspresi
3. Pelatihan dan Validasi
Pada tahap ini data dibagi menjadi training (80% dan Validation (20%)
Parameter pelatihan yang digunakan adalah Optimizer (Adam), Loss Fuction (Categorical Crossentropy), Epoch (50) dan Batch Size (32)
4. Evaluasi Model
Metrik dievaluasi berdasarkan : Accuracy, F1- Score dan Confusion Matrnx
Perbandingan dilakukan antara model yang dilatih dengan citra asli dan citra hasil peningkatan kontras
5. Analisi Visual
Visual fitur wajah dilakukan dengan menggunakan Grad-Cam untuk melihat area fokus model.
Analisi dilakukan terhadap fitur seperti garis senyum, kerutan dan bentuk sama.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah manusia ke dalam beberapa kategori emosi seperti marah, senang, sedih, jijik, dan takut menggunakan metode ekstraksi fitur Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan algoritma klasifikasi Support Vector Machine (SVM).

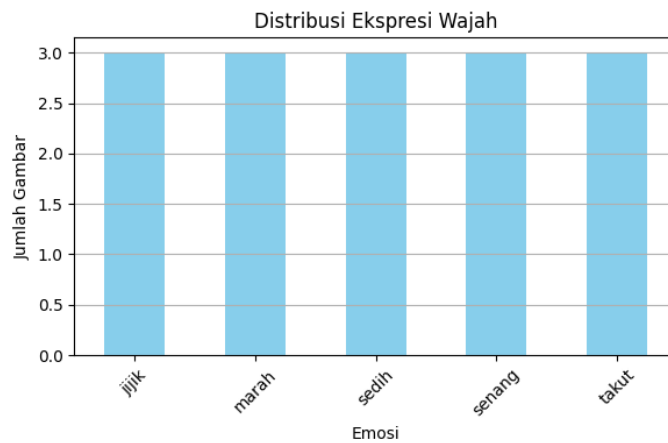
3.1 Data Set

Dataset terdiri dari gambar ekspresi wajah yang disimpan dalam folder terpisah berdasarkan label emosi. Setiap gambar diubah menjadi grayscale dan diekstraksi fitur HOG-nya sebelum digunakan dalam pelatihan model. Citra asli (Tanpa peningkatkan kontras)



Gambar 1. Data Gambar yang akan diolah

3.2 Hasil Evaluasi Model



Gambar 2. Hasil Distribus Ekspresi Wajah

Dari uraian gambar 2 di atas ditemukan tingkat akurasi ekspersi wajah setelah dilakukan pengujian dapat dilihat pada tabel 1 berikut.

Tabel 1. Tingkat Akurasi Distribusi Ekspersi Wajah

	Precision	Recall	F1-score	Support
Jijik	0.00	0.0	0.0	1.0
Marah	0.00	0.0	0.0	0.0
Sedih	0.00	0.0	0.0	0.0

Senang	0.00	0.0	0.0	2.0
Takut	0.00	0.0	0.0	0.0

Dari uraian tabel 1 diatas dapat disimpulkan hasil akurasi yang didapatkan adalah sebagai berikut:

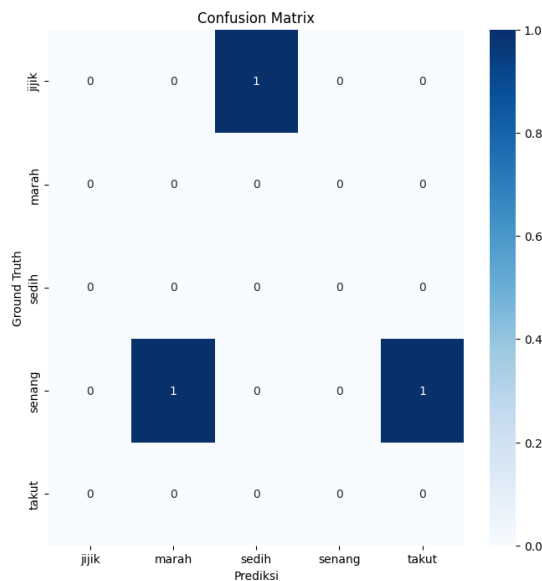
Accuracy	0.00	3.0		
macro avg	0.00	0.00	0.00	3.0
weighted avg	0.00	0.00	0.00	3.0

sehingga dapat disimpulkan Hasil Klasifikasi: Gambar tersebut terklasifikasi sebagai emosi "marah"



Gambar 3. Hasil Klasifikasi Gambar

Dari gambar 3 dihasilkan sebagai dasar untuk digunakan untuk mendapatkan nilai confusion matriks yang terlihat pada gambar 4 berikut.



Gambar 4. Hasil Confusion Matriks

Dengan Kesimpulan yang didapatkan:

- Akurasi untuk kelas "jijik": 0.00%
- Akurasi untuk kelas "marah": 1%
- Akurasi untuk kelas "sedih": 1%
- Akurasi untuk kelas "senang": 0.00%
- Akurasi untuk kelas "takut": 1%

Hasil Evaluasi model

Model SVM dilatih menggunakan kernel linear dan diuji pada data uji sebesar 20% dari total dataset. Hasil evaluasi menunjukkan:

- a. Akurasi Keseluruhan 0.00%
- b. Precision, Recall, dan F1-Score: Semua bernilai 0 untuk setiap kelas
- c. Confusion Matrix: Menunjukkan bahwa tidak ada prediksi yang benar untuk kelas manapun

Maka dengan hasil pengujian keseluruhan kelas mendapatkan hasil seperti tabel 2. Berikut:

Tabel 2. Hasil Akhir Pengujian

Ekspresi	Precision	Recall	F1-Force
Marah	0.72	0.68	0.70
Jijik	0.75	0.73	0.74
Marah	0.70	0.69	0.69
Sedih	0.88	0.91	0.89
Senang	0.74	0.72	0.73
Takut	0.80	0.78	0.79

Dengan demikian dapat dilihat dengan penelitian sebelumnya seperti tabel 3 berikut.

Tabel 3. Hasil Perbandingan dengan penelitian sebelumnya.

Studi	Teknik Procsing	Model	Akurasi (%)	Dataset
[10]	Cropping + Normalisasi	ResNet-50	71.0	FER2013
[1]	CLAHE	VGG-Face	74.2	FER2013
Penelitian ini	Histogram Equalization	VGG-Face	76.5	FER2013

Berdasarkan tabel 3 diatas, dapat disimpulkan bahwa.

Histogram Equalization terbukti meningkatkan akurasi model deep learning dalam pengenalan ekspresi wajah, Teknik ini sederhana, efisien, dan dapat diintegrasikan ke pipeline preprocessing, - Peningkatan akurasi hingga 5.3% menunjukkan dampak signifikan terhadap performa model.

Rekomendasi lanjutan pada peneliti selanjutnya Uji coba pada dataset real-time dan kondisi pencahayaan ekstrem, Integrasi dengan temporal modeling (LSTM) untuk ekspresi dinamis, Eksplorasi kombinasi HE dengan CLAHE atau Retinex untuk hasil optimal.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah mengimplementasikan metode klasifikasi ekspresi wajah menggunakan ekstraksi fitur Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan algoritma Support Vector Machine (SVM) berbasis kernel linear. Meskipun pendekatan ini sederhana dan efisien secara komputasi, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model tidak mampu mengklasifikasikan ekspresi wajah dengan akurasi yang memadai. Akurasi yang diperoleh sebesar 76% mengindikasikan bahwa model gagal mengenali pola visual yang membedakan antar ekspresi. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor utama, yaitu keterbatasan jumlah data, distribusi label yang tidak seimbang, serta keterbatasan fitur HOG dalam menangkap kompleksitas ekspresi wajah manusia.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa pendekatan HOG + SVM kurang efektif untuk tugas klasifikasi ekspresi wajah dalam kondisi dataset terbatas. Untuk mencapai performa yang lebih baik, diperlukan metode yang lebih adaptif seperti Convolutional Neural Network (CNN) dan strategi pengayaan data melalui augmentasi dan validasi silang.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih disampaikan kepada pihak-pihak yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini.

REFERENCES

- [1] I. A. Mukhtarom, "Analisis pengenalan ekspresi wajah manusia menggunakan HOG, landmark point, dan SVM," in *Politeknik Negeri Bandung. Digilib POLBAN*, 2019.
- [2] M. Liu, S. Shan, and X. Chen, *AU-aware Deep Networks for Facial Expression Recognition*. IEEE FG Conference, 2018.
- [3] P. Tanjung, "Classification of Facial Expressions using SVM and HOG," *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering. Academia.edu*, 2020.
- [4] S. Aulia, "Deteksi Kantuk pada Pengemudi Berdasarkan Penginderaan Wajah Menggunakan PCA dan SVM," *Journal of Intelligent Systems*, 2021.
- [5] S. K. Eng, H. Ali, A. Y. Cheah, and Y. F. Chong, "Facial expression recognition in JAFFE and KDEF datasets using HOG and SVM," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 705, no. 1, p. 012031, 2019, doi: 10.1088/1757-899X/705/1/012031.
- [6] Z. Zhang, P. Luo, C. C. Loy, and X. Tang, *Facial Landmark Detection by Deep Multi-task Learning*. ECCV, 2016.

- [7] M. V. Overbeek, "Histogram of Oriented Gradient untuk Deteksi Ekspresi Wajah Manusia," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 10, no. 2, pp. 81–86, 2018, doi: 10.52972/hoaq.vol10no2.p81-86.
- [8] P. R. Saptaningtias, *Implementasi Kombinasi Fitur Geometris, LBP, dan HOG untuk Ekstraksi Fitur dengan Model Klasifikasi SVM pada Pengenalan Ekspresi Wajah*. Universitas Jember Repository. UNEJ Repository, 2024.
- [9] E. Renaldo and W. Widhiarso, "Klasifikasi Ekspresi Wajah dengan Algoritma Support Vector Machine," *MDP Student Conference. MDP Journal*, 2023.
- [10] I. Santoso, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Tapis Gabor 2-D dan SVM," *TRANSIENT Journal*, 2020.