

Comparative No-Reference Evaluation of Classical Image Sharpening Techniques under Varying Degradation Conditions

Siane Santoso ^{1*}, De Rosal Ignatius Moses Setiadi ^{2**}, Ricardus Anggi Pramunendar ^{3*},

^{*} Program Studi Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

^{**} Kelompok Keahlian Komputasi Kuantum dan Informatika Material, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

siane.santoso10@gmail.com ¹, moses@dsn.dinus.ac.id ², ricardus.anggi@dsn.dinus.ac.id ³

Article Info

Article history:

Received 2025-10-04

Revised 2025-11-07

Accepted 2025-11-12

Keyword:

*Image Sharpening,
Unsharp Masking,
Laplacian of Gaussian,
High-Boost Filtering,
Adaptive High-Boost Filtering.*

ABSTRACT

This research conducts a comparative evaluation of four image sharpening methods: Unsharp Masking, Laplacian of Gaussian, High-Boost Filtering, and Adaptive High-Boost Filtering. These methods are tested on low-contrast, blurred, normal, and high-contrast images. The assessment uses No Reference Image Quality Assessment metrics, specifically BRISQUE and NIQE, along with intensity histogram analysis and visual inspection. Results show that High-Boost Filtering improves global contrast, reducing BRISQUE scores to 26.28 for low-contrast images and 27.56 for high-contrast images, although it can cause halo artifacts. Unsharp Masking performs best on blurred images, lowering BRISQUE to 26.65, but it is more sensitive to noise. The Laplacian of Gaussian yields relatively low NIQE scores, such as 3.04 in low-contrast and 3.10 in high-contrast images; however, its output often appears coarse in texture. Adaptive High-Boost Filtering performs best on normal images, achieving a BRISQUE score of 11.89, but shows limited improvement in other cases. Notably, alignment between NIQE scores and perceptual evaluation is only observed in high-contrast images. These results confirm that no single technique is universally optimal, emphasizing the importance of selecting sharpening methods based on specific image degradation characteristics. Additionally, this observation highlights that BRISQUE more reliably reflects perceived image quality, whereas NIQE occasionally diverges from subjective judgments.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

I. PENDAHULUAN

Citra merupakan elemen penting dalam multimedia karena mampu menyampaikan informasi visual secara lebih kaya dibandingkan teks [1], [2]. Namun, kualitas citra kerap menurun akibat gangguan, seperti *noise* [3]; pencahayaan yang terlalu gelap maupun terlalu terang [2]; serta berkurangnya ketajaman yang menyebabkan citra tampak kabur [4].

Untuk mengatasi berbagai permasalahan tersebut, dilakukan peningkatan kualitas citra (*image enhancement*), yaitu proses yang bertujuan meningkatkan kualitas citra sehingga dapat dimanfaatkan sesuai dengan kebutuhan aplikasi tertentu [5], [6]. Salah satu proses dalam peningkatan kualitas citra adalah penajaman [2], yang bertujuan

memperjelas detail citra seperti tepi dan batas objek [7], sehingga citra lebih mudah diinterpretasi secara visual [8], [9].

Berbagai metode penajaman telah dikembangkan dalam pengolahan citra digital. Beberapa metode yang paling umum digunakan antara lain *Unsharp Masking* (USM), *Laplacian of Gaussian* (LoG), *High-Boost Filtering* (HBF), dan variasi adaptifnya [7]. USM bekerja dengan memperkuat tepi citra melalui pengurangan citra halus dari citra asli, kemudian menambahkan hasilnya kembali pada citra asli untuk menegaskan detail [10], [11], [12]. LoG mendeteksi tepi dengan menghaluskan citra menggunakan *Gaussian filter* untuk mereduksi *noise*, kemudian menerapkan operator Laplacian untuk mendeteksi tepi [13]. Hasil pemrosesan

tersebut kemudian digabungkan dengan citra asli untuk memperjelas detail dan meningkatkan ketajaman tepi [14]. HBF memperkuat detail berfrekuensi tinggi dengan tetap mempertahankan komponen frekuensi rendah, sehingga menghasilkan citra yang lebih tajam tanpa kehilangan informasi penting [1], [11]. Sementara itu, *Adaptive High-Boost Filtering* (AHBF) menerapkan bobot adaptif pada setiap piksel, sehingga penajaman dapat menyesuaikan secara optimal terhadap variasi lokal pada citra [15].

Untuk menilai efektivitas metode penajaman, diperlukan evaluasi kualitas citra. Umumnya digunakan metrik *Full-Reference Image Quality Assessment* (FR-IQA) seperti MSE, PSNR, dan SSIM [9], [10], [16]. MSE dan PSNR menilai kesamaan piksel secara langsung, dengan kualitas dianggap lebih baik jika MSE rendah atau PSNR tinggi [1], [17], [18]. SSIM mempertimbangkan luminansi, kontras, dan struktur sehingga lebih selaras dengan persepsi visual [7], [17], [19]. Ketiga metrik tersebut secara luas digunakan dalam berbagai penelitian untuk menilai performa metode penajaman citra [10], [16].

Meskipun populer karena kemudahan implementasinya, MSE dan PSNR kerap dilaporkan kurang representatif dalam menilai kualitas visual secara perseptual [3], [20]. SSIM lebih representatif, namun tetap memerlukan citra referensi [3], [14], [17], sehingga lebih cocok untuk pengukuran restorasi atau penghilangan *noise* [21]. Dalam konteks penajaman, citra referensi yang tajam dan tidak terdistorsi biasanya sulit diperoleh [22], sehingga penggunaan FR-IQA menjadi kurang praktis dalam aplikasi nyata.

Sebagai alternatif, digunakan *No-Reference Image Quality Assessment* (NR-IQA) untuk menilai kualitas citra tanpa memerlukan referensi [23], [24]. Pendekatan ini dinilai lebih sesuai dengan persepsi visual manusia [23]. Berbagai studi terkini telah mengadopsi metode NR-IQA untuk mengevaluasi kualitas citra dalam konteks *image enhancement* [4], [25], karena mampu memberikan penilaian meskipun citra referensi tidak tersedia [26], [27]. Sebagian besar metode NR-IQA memanfaatkan *Natural Scene Statistics* (NSS), yang mengasumsikan citra alami memiliki pola statistik tertentu yang berubah ketika mengalami distorsi [23].

Metode NR-IQA yang umum digunakan antara lain *Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator* (BRISQUE) dan *Natural Image Quality Evaluator* (NIQE) [28], [29]. BRISQUE memanfaatkan fitur berbasis NSS pada koefisien luminansi yang dinormalisasi secara lokal, kemudian menggunakan *Support Vector Regression* (SVR) untuk memprediksi kualitas perseptual citra [29]. Sementara itu, NIQE mengukur penyimpangan statistik citra dari karakteristik alami [30], tanpa memerlukan pelatihan khusus [24]. Kedua metrik ini dilaporkan memiliki korelasi tinggi dengan persepsi subjektif manusia [23], sehingga relevan untuk mengevaluasi hasil penajaman yang menekankan peningkatan detail.

Meskipun demikian, penelitian yang secara sistematis membandingkan berbagai metode penajaman pada beragam

kondisi degradasi citra dengan evaluasi berbasis NR-IQA seperti BRISQUE dan NIQE masih terbatas. Padahal, perbandingan komprehensif sangat diperlukan untuk mengidentifikasi metode penajaman yang paling efektif sesuai karakteristik degradasi citra, sekaligus mengevaluasi sejauh mana BRISQUE dan NIQE mampu merepresentasikan persepsi kualitas visual secara objektif.

Sebagai upaya menjawab kesenjangan tersebut, penelitian ini: (1) menyajikan perbandingan komprehensif empat metode penajaman pada berbagai kondisi degradasi citra, (2) mengevaluasi efektivitas BRISQUE & NIQE sebagai metrik NR-IQA dalam menilai hasil penajaman, serta (3) memberikan rekomendasi metode penajaman yang optimal sesuai karakteristik degradasi citra. Diharapkan hasil penelitian ini dapat menjadi acuan dalam perancangan sistem pengolahan citra berbasis visi komputer yang lebih andal.

II. METODE

A. Dataset

Penelitian ini menggunakan tiga sumber data, yaitu Georgia Tech Face Database [31], LA-PA Face Parsing Dataset [32], dan NIST Special Database 32 [33]. Ketiga dataset tersebut dipilih karena mencakup variasi kondisi pencahayaan, kontras, dan ketajaman yang beragam sehingga relevan untuk mengevaluasi metode penajaman citra. Seluruh citra awal berformat RGB kemudian dikonversi menjadi *grayscale* menggunakan transformasi linier berbasis *luminance*. Konversi ini dilakukan agar perhitungan histogram dan *Variance of Laplacian* dilakukan secara konsisten pada satu kanal intensitas.

Untuk merepresentasikan variasi kualitas visual, citra dikelompokkan ke dalam empat kategori: kontras tinggi (*high-contrast*), kontras rendah (*low-contrast*), buram (*blurred*), dan normal. Proses pengelompokan dilakukan secara otomatis menggunakan skrip berbasis Python untuk menjamin konsistensi klasifikasi.

1) *Klasifikasi Berdasarkan Kontras*: Kontras citra dapat dianalisis melalui distribusi histogram, di mana histogram dengan sebaran sempit menunjukkan kontras rendah, sedangkan histogram dengan sebaran lebar dan merata mempresentasikan kontras tinggi [34]. Pada penelitian ini, kontras citra dikelompokkan berdasarkan sebaran intensitas menggunakan selisih antara persentil ke-95 (P_{95}) dan persentil ke-5 (P_5) pada citra *grayscale*:

$$\Delta I = P_{95}(I) - P_5(I)$$

dengan $P_{95}(I)$ merupakan nilai intensitas persentil ke-95 dari citra I , $P_5(I)$ merupakan nilai intensitas persentil ke-5, dan ΔI menyatakan rentang intensitas citra.

Citra dikategorikan sebagai *low-contrast* apabila nilai ΔI berada di bawah ambang batas bawah (T_{low}), sebagai *high-contrast* apabila nilai ΔI melebihi ambang batas atas (T_{high}),

dan sebagai normal apabila nilai ΔI berada pada rentang $T_{low} \leq \Delta I \leq T_{high}$.

2) *Klasifikasi Berdasarkan Keburaman*: Tingkat keburaman citra dapat dikategorikan menggunakan metode *Variance of Laplacian* [35]. Penelitian ini menggunakan pendekatan yang sama untuk mengelompokkan citra berdasarkan tingkat keburaman. Pada tahap awal, citra I difilter menggunakan operator Laplacian sehingga diperoleh citra hasil Laplacian $L = \nabla^2 I$. Nilai variansi dari citra hasil Laplacian dihitung untuk mengukur intensitas komponen frekuensi tinggi, dengan formula:

$$Var(L) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (L_i - \mu)^2$$

dengan L_i merupakan nilai piksel ke- i pada citra Laplacian, μ merupakan nilai rata-rata seluruh piksel pada L , dan n menyatakan jumlah total piksel [36]. Citra dikategorikan sebagai *blurred* apabila nilai $Var(L) < T_{blur}$, dengan T_{blur} merupakan ambang batas keburaman yang ditentukan secara empiris [37].

3) *Kategori Normal*: Pada penelitian ini, citra dikategorikan sebagai normal apabila memenuhi dua kriteria, yaitu: (1) memiliki rentang intensitas pada kategori normal, serta (2) nilai *Variance of Laplacian* berada di atas ambang keburaman. Dengan demikian, citra tersebut dianggap memiliki kontras wajar dan tidak mengalami keburaman signifikan. Dari hasil pengelompokan, ditetapkan masing-masing 25 citra untuk setiap kategori sehingga total terdapat 100 citra yang digunakan dalam eksperimen

B. Preprocessing

Preprocessing citra merupakan serangkaian tahapan yang dirancang untuk memperbaiki citra sebelum dilakukan tahap peningkatan kualitas citra [38]. Pada penelitian ini, *preprocessing* dilakukan melalui dua langkah utama, yaitu:

1) *Normalisasi Intensitas Piksel ke Rentang [0,1]*: Seluruh citra pada dataset awal berada pada format RGB 8-bit dengan rentang nilai piksel [0–255]. Untuk mempermudah pemrosesan [39], serta meningkatkan stabilitas numerik, citra RGB dikonversi menjadi tipe data *double precision* dengan rentang [0–1] [40]. Normalisasi dilakukan dengan membagi setiap nilai piksel terhadap 255, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (1):

$$I_{norm}(x, y, c) = \frac{I_{original}(x, y, c)}{255} \quad (1)$$

dengan $c \in \{R, G, B\}$ mewakili kanal warna [41].

2) *Konversi Citra Menjadi Grayscale (untuk Perhitungan Variansi Lokal)*: Meskipun dataset berformat RGB, perhitungan variansi lokal dilakukan pada citra

grayscale untuk menyederhanakan komputasi. Konversi dilakukan menggunakan Persamaan (2):

$$I_{gray} = 0.2989R + 0.5870G + 0.1140B \quad (2)$$

dengan I_{gray} mempresentasikan intensitas *grayscale* yang diperoleh dari kombinasi linier setiap kanal warna [42]. Perlu dicatat bahwa citra *grayscale* hanya digunakan untuk perhitungan variansi lokal, tanpa mengubah citra RGB asli yang dipakai pada tahap evaluasi metode penajaman.

C. Metode Sharpening

Tahap utama dalam penelitian ini adalah penerapan metode penajaman citra untuk meningkatkan kejelasan detail serta mempertegas struktur tepi [7], [8]. Pada penelitian ini, empat metode penajaman dipilih karena karakteristiknya yang berbeda dalam memperkuat detail dan kontras, yaitu:

1) *Unsharp Masking (USM)*: USM merupakan metode penajaman citra yang bekerja dengan menghaluskan citra asli, kemudian mengurangi hasil penghalusan dari citra asli, dan menambahkan kembali selisih tersebut pada citra asli guna meningkatkan ketajaman citra [10], [11]. Secara matematis, USM dinyatakan pada Persamaan (3):

$$\hat{I} = \lambda(I - \Phi_L(I)) + I \quad (3)$$

dengan $\hat{I}$ menyatakan citra hasil penajaman, I menyatakan citra masukan, $(I - \Phi_L(I))$ merupakan *unsharp mask* dengan Φ_L sebagai *low-pass filter*, serta λ berperan sebagai parameter penguat yang mengatur tingkat penajaman [12].

2) *Laplacian of Gaussian (LoG)*: LoG merupakan operator deteksi tepi yang mengombinasikan *Gaussian filter* dan operator Laplacian [43], [44]. Proses diawali dengan penyaringan *Gaussian* untuk melakukan *smoothing* pada citra serta mereduksi *noise* [44], [45], kemudian operator Laplacian diterapkan untuk mendeteksi tepi [43], [44]. Kernel LoG secara matematis dinyatakan pada Persamaan (4):

$$LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

dengan x, y merupakan koordinat relatif terhadap pusat kernel, σ merupakan standar deviasi standar *Gaussian*, $e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$ merupakan komponen *Gaussian*, dan faktor $\left(1 - \frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$ menunjukkan hasil penerapan operator Laplacian pada *Gaussian* [13].

Untuk meningkatkan ketajaman citra, hasil penyaringan LoG dikombinasikan dengan citra asli sehingga tepi menjadi lebih jelas, detail halus lebih ditekankan, dan *noise* lebih tereduksi [14]. Operasi penajaman dituliskan pada Persamaan (5):

$$ShI(x, y) = I(x, y) - \alpha \cdot (LoG * I(x, y)) \quad (5)$$

dengan $ShI(x, y)$ menyatakan citra hasil penajaman, $I(x, y)$ merupakan citra masukan, LoG merupakan kernel *Laplacian of Gaussian*, simbol $*$ menunjukkan operasi konvolusi antara citra dan kernel, dan α merupakan koefisien penguat yang mengontrol intensitas penajaman [45].

3) *High-Boost Filtering (HBF)*: HBF merupakan teknik penajaman yang memperkuat komponen frekuensi tinggi dari citra dengan tetap mempertahankan informasi frekuensi rendah, sehingga menghasilkan citra yang lebih tajam tanpa kehilangan detail penting [1], [11]. Secara matematis, HBF dinyatakan pada Persamaan (6):

$$f_{HB}(x, y) = f(x, y) + b \cdot HP(x, y) * f(x, y) \quad (6)$$

dengan $f_{HB}(x, y)$ merupakan citra hasil penajaman, $f(x, y)$ merupakan citra masukan, $HP(x, y)$ merupakan *high-pass filter* yang digunakan untuk mengekstraksi komponen frekuensi tinggi, dan simbol $*$ menyatakan operator konvolusi. Parameter b dikenal sebagai *boost coefficient*, yang berfungsi mengatur seberapa besar komponen frekuensi tinggi akan diperkuat [16].

4) *Adaptive High-Boost Filtering (AHBF)*: AHBF merupakan pengembangan metode HBF yang menggunakan bobot adaptif untuk meningkatkan detail citra tanpa memperkuat *noise* pada area datar [15]. Tahapan AHBF dimulai dengan membentuk komponen *high-pass* dari citra *grayscale*. Proses ini dilakukan dengan mengaburkan citra menggunakan *Gaussian filter*, kemudian citra hasil penghalusan dikurangkan dari citra asli sehingga diperoleh citra *high-pass* $f_{HP}(x, y)$. Bobot adaptif dihitung menggunakan fungsi eksponensial sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (7) [15]:

$$AW(x, y) = 1 - \exp\left(-\frac{|f_{HP}(x, y)|}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

dengan σ merupakan parameter skala untuk mengontrol sensitivitas penguatan. Nilai bobot ini mendekati 1 pada area yang memiliki tepi atau tekstur tajam, dan mendekati 0 pada area yang datar. Citra hasil penajaman diperoleh menggunakan Persamaan (8) [15] :

$$f_{AHB}(x, y) = f(x, y) + b \cdot (AW(x, y) \cdot f_{HP}(x, y)) \quad (8)$$

dengan $f(x, y)$ merupakan citra asli, $f_{HP}(x, y)$ merupakan komponen *high-pass*, b merupakan faktor penguat global, dan $AW(x, y)$ merupakan bobot adaptif.

D. Prosedur Eksperimen

Eksperimen ini dirancang untuk mengevaluasi kinerja empat metode penajaman citra, yaitu: USM, LoG, HBF, serta

AHBF pada citra dengan empat kondisi berbeda: *high-contrast*, *low-contrast*, *blurred*, dan *normal*.

Setiap citra terlebih dahulu melalui tahap *preprocessing*, yang meliputi:

- 1) Normalisasi intensitas piksel ke rentang [0,1].
- 2) Konversi citra menjadi *grayscale* untuk perhitungan variansi lokal pada metode AHBF.

Tahap berikutnya adalah penerapan metode penajaman menggunakan pendekatan *parameter tuning* berbasis *grid search* untuk memperoleh konfigurasi parameter yang memberikan kinerja optimal bagi setiap metode. Rentang nilai parameter untuk masing-masing metode telah ditentukan sebagaimana disajikan pada Tabel 1–4. Setiap kombinasi parameter dalam rentang tersebut dievaluasi secara menyeluruh terhadap seluruh citra uji. Proses tuning ini dilakukan secara individual untuk setiap citra uji, sehingga parameter optimal yang diperoleh bersifat spesifik terhadap karakteristik masing-masing citra, bukan merupakan nilai rata-rata global. Dengan demikian, setiap citra memperoleh konfigurasi parameter terbaik yang sesuai dengan karakteristik degradasi dan struktur spasialnya.

TABEL I
RENTANG PARAMETER TUNING UNTUK UNSHARP MASKING

Parameter	Simbol	Rentang Nilai
Faktor penguat	A	1.1 – 2.8 (interval 0.1)
Ukuran kernel Gaussian	k	3, 5, 7, 9, 11, 13
Sigma Gaussian blur	σ	0.1 – 1.7 (interval 0.1)

TABEL II
RENTANG PARAMETER TUNING UNTUK LAPLACIAN OF GAUSSIAN

Parameter	Simbol	Rentang Nilai
Faktor penguat	α	0.1 – 2.1 (interval 0.1)
Sigma Gaussian blur	σ	0.3 – 2.5 (interval 0.1)

TABEL III
RENTANG PARAMETER TUNING UNTUK HIGH-BOOST FILTERING

Parameter	Simbol	Rentang Nilai
Faktor penguat	α	0.1 – 2.3 (interval 0.1)
Sigma Gaussian blur	σ	0.2 – 2.6 (interval 0.1)

TABEL IV
RENTANG PARAMETER TUNING UNTUK ADAPTIVE HIGH-BOOST FILTERING

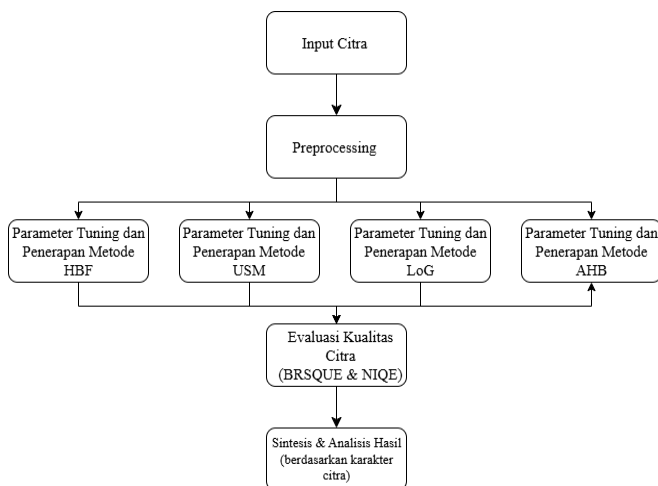
Parameter	Simbol	Rentang Nilai
Faktor penguat global	b	1.5 – 2.5 (interval 0.1)
Ukuran jendela Gaussian	w	3, 5, 7, 9, 11, 13
Sigma Gaussian blur	σ_g	0.3 – 1.5 (interval 0.1)
Sigma adaptif	σ_r	0.1 – 1.0 (interval 0.1)

Seluruh kombinasi parameter diuji secara otomatis, dan hasil citra dari setiap kombinasi dinilai menggunakan dua metrik NR-IQA, yaitu BRISQUE dan NIQE, yang mengukur

kualitas citra berdasarkan penyimpangan dari karakteristik alami citra. Kombinasi parameter dengan nilai NIQE terendah dipilih sebagai parameter terbaik, dan apabila terdapat nilai NIQE yang sama, maka nilai BRISQUE digunakan sebagai penentu akhir. Parameter terpilih tersebut kemudian diterapkan untuk menghasilkan citra penajaman akhir pada masing-masing metode.

Setelah proses penajaman dengan parameter optimal selesai, dilakukan evaluasi kuantitatif. Evaluasi kuantitatif mencakup pengukuran menggunakan BRISQUE dan NIQE untuk menilai kualitas citra hasil penajaman tanpa memerlukan citra referensi. Selain itu, histogram intensitas digunakan sebagai pelengkap untuk menganalisis distribusi piksel sebelum dan sesudah penajaman. Analisis histogram memberikan gambaran tentang perubahan kontras dan penyebaran intensitas yang terjadi akibat proses penajaman, sehingga memperkuat interpretasi hasil dari metrik NR-IQA. Tidak ada analisis visual oleh ahli, sebagai gantinya, evaluasi dilakukan melalui pengamatan subjektif terkontrol oleh tim peneliti untuk memverifikasi kesesuaian hasil penajaman dengan persepsi visual umum, seperti pada beberapa penelitian sebelumnya [23], [24], [28].

Nilai rata-rata BRISQUE dan NIQE dari masing-masing metode dihitung pada setiap kondisi citra untuk memperoleh perbandingan kinerja yang komprehensif. Alur lengkap prosedur eksperimen divisualisasikan pada Gambar 1, yang menggambarkan tahapan penelitian mulai dari input citra, *preprocessing*, tuning parameter berbasis *grid search*, penerapan metode penajaman, evaluasi kualitas citra, hingga sintesis hasil berdasarkan karakter citra.



Gambar 1. Prosedur eksperimen perbandingan metode penajaman citra

E. Evaluasi Kualitas Citra

Penilaian kualitas citra hasil penajaman dilakukan dengan menggunakan NR-IQA, yaitu BRISQUE dan NIQE. Pemilihan metrik NR-IQA didasarkan pada keunggulannya yang tidak memerlukan citra referensi asli, sehingga sesuai untuk mengevaluasi kualitas citra hasil penajaman pada kondisi di mana citra referensi tidak tersedia [19].

1) *Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator (BRISQUE)*: BRISQUE menilai kualitas citra melalui ekstraksi fitur berbasis NSS, meliputi histogram koefisien lokal, kontras, tekstur, dan informasi tepi, sehingga mampu mendeteksi distorsi yang memengaruhi persepsi visual manusia [46]. Nilai BRISQUE yang lebih rendah menunjukkan citra yang lebih alami dan memiliki kualitas lebih baik [4], [46]. Secara matematis, perhitungan BRISQUE didasarkan pada distribusi koefisien *Mean Subtracted Contrast-Normalized* (MSCN), yang dimodelkan menggunakan *Generalized Gaussian Distribution* (GGD), sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (9):

$$f(x; \alpha, \sigma^2) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right)} \exp\left(-\left(\frac{|x|}{\beta}\right)^\alpha\right) \quad (9)$$

dengan $\beta = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma(\frac{1}{\alpha})}{\Gamma(\frac{3}{\alpha})}}$ [24][29].

Selanjutnya, produk pasangan koefisien MSCN tetangga dimodelkan menggunakan *Asymmetric Generalized Gaussian Distribution* (AGGD), sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (10):

$$f_{AGGD}(x; v, \sigma_l^2, \sigma_r^2) = \begin{cases} \frac{v}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma\left(\frac{1}{v}\right)} \exp\left(-\left(\frac{-x}{\beta_l}\right)^v\right), & x < 0 \\ \frac{v}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma\left(\frac{1}{v}\right)} \exp\left(-\left(\frac{x}{\beta_r}\right)^v\right), & x \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

dengan $\beta_l = \sigma_l \sqrt{\frac{r(\frac{1}{v})}{r(\frac{3}{v})}}$, dan $\beta_r = \sigma_r \sqrt{\frac{r(\frac{1}{v})}{r(\frac{3}{v})}}$ [29].

2) *Natural Image Quality Evaluator (NIQE)*: NIQE mengevaluasi kualitas citra berdasarkan jarak antara fitur NSS dari citra uji dengan fitur NSS dari model citra alami yang telah dilatih sebelumnya menggunakan *multivariate Gaussian model* [28]. Pendekatan ini tidak memerlukan pelabelan subjektif [24], sehingga bersifat lebih objektif dan dapat diterapkan secara luas pada berbagai jenis citra. Nilai NIQE yang lebih rendah mengindikasikan kualitas citra yang lebih mendekati citra alami dan sesuai dengan persepsi visual manusia [30], [47].

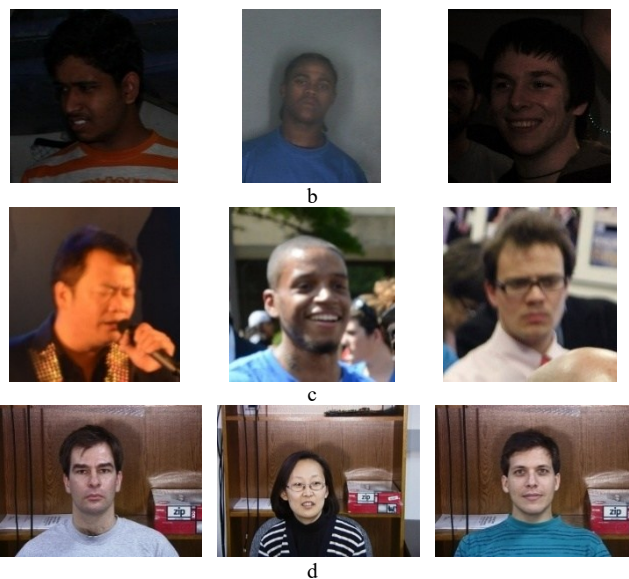
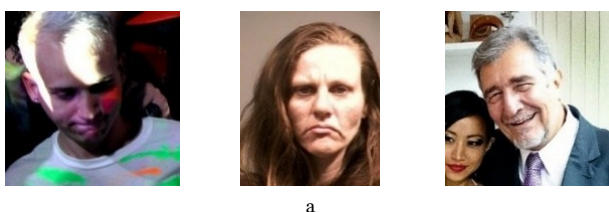
3) *Histogram Intensitas*: Sebagai pelengkap BRISQUE dan NIQE, histogram intensitas digunakan untuk mengevaluasi distribusi nilai piksel sebelum dan sesudah penajaman. Histogram intensitas merupakan grafik yang menggambarkan distribusi intensitas piksel pada citra, sehingga dapat menunjukkan informasi mengenai tingkat kecerahan dan kontras [48]. Dengan demikian, penggunaan histogram memperkuat interpretasi hasil yang diperoleh dari metrik NR-IQA.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil eksperimen penajaman citra pada empat kondisi, yaitu, *low-contrast*, *blurred*, *normal*, dan *high-contrast*. Evaluasi kualitas dilakukan menggunakan metrik NR-IQA, yaitu BRISQUE dan NIQE. Selain itu, analisis histogram intensitas digunakan untuk menilai perubahan distribusi nilai piksel akibat proses penajaman. Pembahasan disusun berdasarkan kondisi dataset agar analisis lebih terfokus dan memudahkan perbandingan antar metode.

A. Dataset

Gambar 2 memperlihatkan citra representatif dari setiap kategori, yaitu: *high-contrast*, *low-contrast*, *blurred*, dan *normal*. Dalam gambar ditampilkan masing-masing tiga sampel citra per kategori untuk memberikan ilustrasi visual mengenai variasi karakteristik citra yang diuji. Penyajian ini bertujuan memperkuat pemahaman terhadap keberagaman kondisi citra yang menjadi dasar analisis.



Gambar 2. Contoh citra dari masing-masing kategori: (a) High-Contrast, (b) Low-Contrast, (c) Blurred, dan (d) Normal

B. Hasil Evaluasi Metode Penajaman

Hasil evaluasi kualitas citra menggunakan metrik NR-IQA BRISQUE dan NIQE ditunjukkan pada Tabel V. Tabel ini merangkum performa empat metode penajaman citra pada empat kondisi citra, yaitu *low-contrast*, *blurred*, *normal*, dan *high-contrast*. Pada kedua metrik, nilai yang lebih rendah mengindikasikan kualitas citra yang lebih baik.

TABEL V
RATA-RATA SKOR BRISQUE DAN NIQE PADA SETIAP KATEGORI CITRA

Kategori	BRISQUE					NIQE				
	Original	HBF	USM	LoG	AHBF	Original	HBF	USM	LoG	AHBF
Low-Contrast	33,5991	26,1278	26,8555	28,4711	32,6518	3,4360	3,1574	3,1918	3,0244	3,3967
Blurred	44,5924	31,2274	26,0801	34,5808	43,8358	3,4591	2,7280	2,8389	2,9600	3,4042
Normal	17,0383	15,5307	13,8227	13,9782	12,2496	3,4103	3,3909	3,3538	3,2414	3,3331
High-Contrast	28,6958	27,2148	28,0900	27,5601	28,5467	3,2801	3,2112	3,2754	3,0958	3,2749

C. Analisis Setiap Kategori Citra

1) Citra Kontras Rendah (Low-Contrast):

Data pada Tabel V menunjukkan bahwa metode HBF menghasilkan nilai BRISQUE terendah sebesar 26,28. Sementara itu, LoG memperoleh nilai NIQE terendah sebesar 3,04. Berdasarkan pengamatan, HBF terlihat lebih kontras dan cerah berdasarkan citra hasil penajamannya. Hal ini juga diperkuat oleh distribusi intensitas pada histogram yang meluas hingga kisaran nilai 200, konsisten dengan skor BRISQUE yang relatif rendah sebesar 26,28.

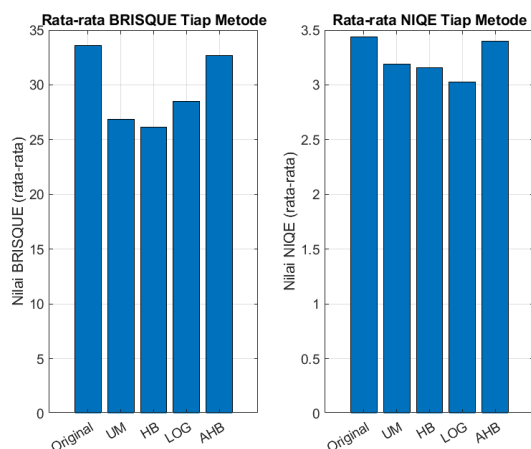
Metode USM dan LoG menunjukkan kemampuan dalam menonjolkan detail tepi lebih baik dibandingkan metode lain. Namun, keduanya menimbulkan peningkatan *noise* yang masih dapat ditoleransi. Secara khusus, LoG cenderung menghasilkan tekstur citra yang lebih kasar dibandingkan

USM, yang tercermin dari nilai BRISQUE yang lebih tinggi, yaitu sebesar 28,64.

Sementara itu, AHBF hanya memberikan perbaikan yang relatif kecil, baik pada distribusi histogram, nilai metrik objektif, maupun hasil observasi. Nilai BRISQUE yang diperoleh sebesar 32,66 hampir sama dengan citra asli yang bernilai 33,60.

Secara keseluruhan, pada citra *low-contrast*, HBF lebih efektif dalam meningkatkan kontras global. USM dan LoG berkontribusi dalam mempertegas detail tepi, meskipun LoG menghasilkan tekstur yang lebih kasar. Di sisi lain, AHBF hanya memberikan peningkatan kualitas citra yang sangat terbatas. Dari perspektif NIQE, meskipun LoG mencatat skor terbaik sebesar 3,04, walaupun hasil tersebut terlihat tidak sepenuhnya konsisten dengan pengamatan karena metode ini

cenderung menghasilkan tekstur yang lebih kasar dibandingkan metode lainnya.



Gambar 3. Perbandingan nilai rata-rata metrik BRISQUE dan NIQE untuk empat metode penajaman pada citra low-contrast

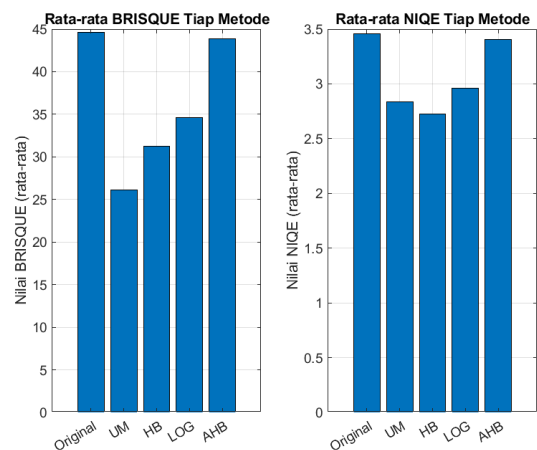
2) Citra Buram (Blurred):

Data pada Tabel V menunjukkan bahwa metode USM menghasilkan nilai BRISQUE terendah sebesar 26,65. Sementara itu, HBF memperoleh nilai NIQE terendah sebesar 2,76.

Dari pengamatan subjektif, HBF mampu meningkatkan ketajaman citra, namun pada sebagian kasus menimbulkan artefak *halo* yang membuat hasil tampak kurang natural. Hal ini didukung oleh distribusi intensitas pada histogram yang memperlihatkan adanya pergeseran distribusi pada area *midtone*. Sebaliknya, USM memberikan ketajaman yang sebanding dengan HBF tanpa menghasilkan artefak, sehingga tampak lebih alami. Keunggulan ini juga konsisten dengan perolehan skor BRISQUE terendah sebesar 26,65.

Metode LoG turut meningkatkan ketajaman, meskipun tidak setara dengan dua metode sebelumnya, sebagaimana tercermin dari nilai BRISQUE yang lebih tinggi yaitu 34,65. Di sisi lain, AHBF tidak menunjukkan perbaikan yang berarti jika dibandingkan dengan citra asli, baik pada distribusi histogram, nilai metrik objektif, maupun hasil pengamatan subjektif. Hal ini terlihat dari skor BRISQUE sebesar 44,23 yang hampir sama dengan citra asli sebesar 44,59.

Secara keseluruhan, pada citra *blurred*, USM merupakan metode yang paling efektif dalam menghasilkan ketajaman yang lebih alami. Dari perspektif NIQE, meskipun HBF mencatat skor terbaik sebesar 2,76, metode ini berpotensi menimbulkan artefak *halo*. LoG hanya memberikan peningkatan ketajaman yang terbatas, sementara AHBF menunjukkan dampak yang minimal terhadap kualitas citra.



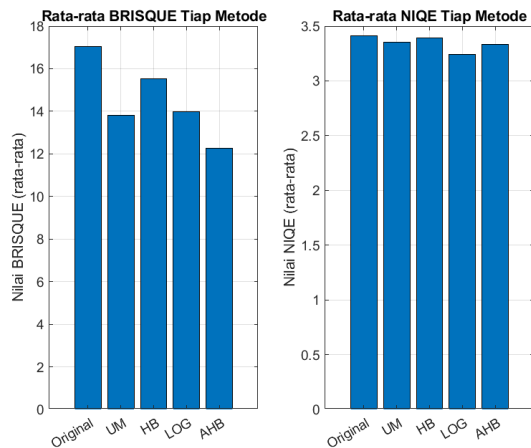
Gambar 4. Perbandingan nilai rata-rata metrik BRISQUE dan NIQE untuk empat metode penajaman pada citra blurred

3) Citra Normal:

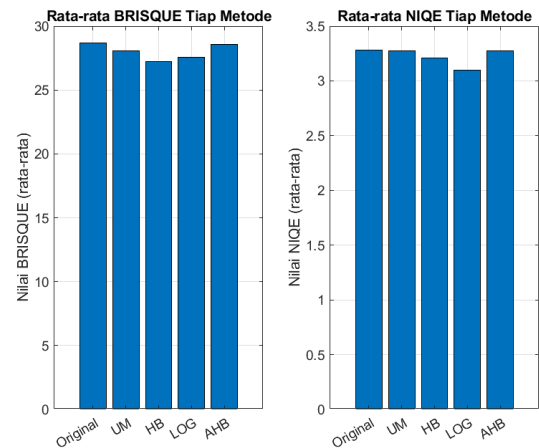
Data pada Tabel V menunjukkan bahwa metode AHBF menghasilkan nilai BRISQUE terendah sebesar 11,89. Sementara itu, LoG memperoleh nilai NIQE terendah sebesar 3,24. Berdasarkan pengamatan subjektif, AHBF memberikan penajaman yang paling signifikan, terlihat jelas pada tepi huruf di latar belakang serta kontur kaca mata. Temuan ini konsisten dengan distribusi histogram yang mengalami perubahan pada intensitas sangat rendah maupun sangat tinggi, sehingga sejalan dengan perolehan nilai BRISQUE terendah sebesar 11,89.

Metode LoG dan USM juga menunjukkan peningkatan ketajaman, meskipun pada beberapa citra menimbulkan sedikit *noise* tambahan, sehingga menghasilkan tampilan tekstur yang lebih kasar meskipun masih dalam batas toleransi. Di antara keduanya, LoG cenderung menghasilkan tekstur yang lebih kasar, sebagaimana tercermin dari nilai BRISQUE yang lebih tinggi, yaitu sebesar 13,98, dibandingkan dengan USM. Sementara itu, HBF turut meningkatkan ketajaman, tetapi dalam skala yang lebih terbatas dibandingkan metode lain. Hal ini diperkuat oleh nilai BRISQUE sebesar 16,84 yang relatif mendekati skor citra asli sebesar 17,04.

Secara keseluruhan, pada citra *normal*, AHBF merupakan metode paling efektif dalam meningkatkan ketajaman detail. LoG dan USM memberikan peningkatan moderat dengan kualitas yang masih dapat diterima, meskipun LoG cenderung menghasilkan tekstur lebih kasar. Di sisi lain HBF hanya memberikan perbaikan yang sangat terbatas. Dari perspektif NIQE, meskipun LoG mencatat skor terbaik sebesar 3,24, hasil ini tidak sepenuhnya konsisten dengan pengamatan subjektif karena metode tersebut menghasilkan tekstur yang relatif lebih kasar dibandingkan metode lainnya.



Gambar 5. Perbandingan nilai rata-rata metrik BRISQUE dan NIQE untuk empat metode penajaman pada citra normal



Gambar 6. Perbandingan nilai rata-rata metrik BRISQUE dan NIQE untuk empat metode penajaman pada citra high-contrast

4) Citra Kontras Tinggi (High-Contrast):

Data pada Tabel I menunjukkan bahwa metode HBF menghasilkan nilai BRISQUE terendah sebesar 27,56. Sementara itu, LoG memperoleh nilai NIQE terendah sebesar 3,10. Secara pengamatan subjektif, HBF tidak hanya meningkatkan ketajaman, tetapi juga memperbaiki kontras global dengan mencerahkan area gelap. Hal ini tercermin pada distribusi histogram yang memperlihatkan pergeseran dua puncak: area gelap bergeser menjadi lebih terang, sementara area terang sedikit bergeser ke intensitas yang lebih rendah. Kondisi ini konsisten dengan nilai BRISQUE sebesar 27,56.

Metode LoG mampu menghasilkan ketajaman yang sebanding dengan HBF, meskipun tidak memberikan perbaikan kontras. Hal ini tercermin dari nilai BRISQUE sebesar 27,67 yang mendekati skor HBF.

Sementara itu, USM memberikan ketajaman paling tinggi, namun disertai dengan munculnya *noise* halus. Hal tersebut tercermin dari nilai BRISQUE sebesar 28,09, yang lebih tinggi dibandingkan HBF maupun LoG. Di sisi lain, AHBF menunjukkan perbaikan yang sangat kecil dan hampir identik dengan citra asli. Hal ini terlihat dari nilai BRISQUE sebesar 28,56, yang mendekati skor citra asli sebesar 28,70.

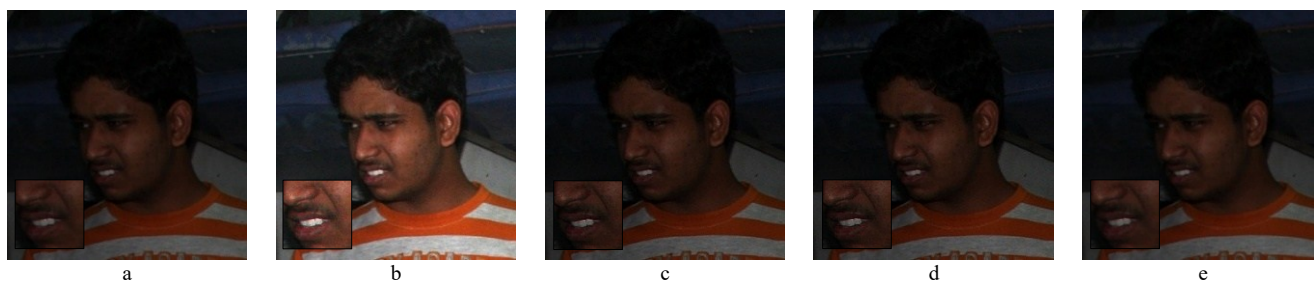
Secara keseluruhan, pada citra *high-contrast*, HBF unggul dalam penyesuaian kontras global, sementara LoG efektif dalam meningkatkan ketajaman tanpa menimbulkan *noise*, selaras dengan perolehan NIQE terendah sebesar 3,10. USM mampu mempertegas detail, meskipun disertai dengan tambahan *noise* yang masih dapat ditoleransi. Sementara itu, AHBF memberikan dampak yang paling minimal terhadap kualitas citra.

D. Analisis Global

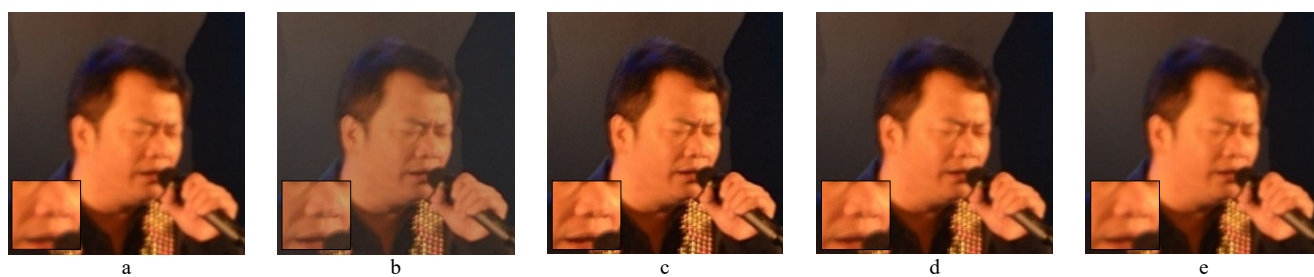
Hasil pengujian memperlihatkan bahwa kinerja metode penajaman citra sangat dipengaruhi oleh karakteristik awal citra, sehingga tidak terdapat satu metode yang unggul secara konsisten pada seluruh kategori. Pada citra *low-contrast* maupun *high-contrast*, HBF terbukti efektif dalam menyesuaikan kontras global. Peningkatan ini tercermin dari distribusi histogram serta skor BRISQUE yang relatif rendah. Namun demikian, pada beberapa kondisi, metode ini berpotensi menimbulkan artefak yang mengurangi natural citra.

Pada citra *blurred*, USM menunjukkan performa paling konsisten. Metode ini menghasilkan ketajaman detail yang sebanding dengan HBF, namun dengan pengamatan subjektif terasa lebih alami karena tidak menimbulkan artefak. Keunggulan tersebut juga sejalan dengan capaian nilai BRISQUE terendah. Meskipun demikian, apabila citra masukan telah memiliki *noise*, metode ini cenderung mempertegas *noise* sehingga kualitas visual menurun.

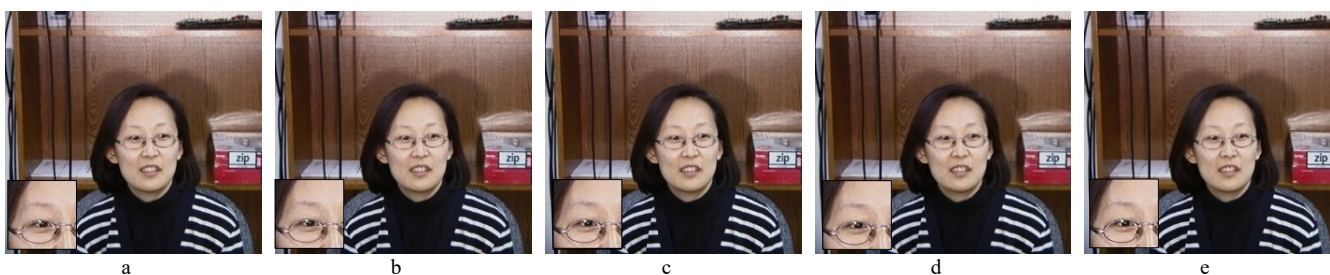
Sementara itu, LoG memperlihatkan kinerja yang cukup stabil dalam meningkatkan ketajaman. Meski demikian, metode ini cenderung menghasilkan tekstur citra yang lebih kasar. Kondisi ini terlihat pada citra berkontras rendah dan normal, di mana meskipun NIQE relatif baik, hasilnya tampak kurang alami berdasarkan pengamatan subjektif. Sebaliknya, pada citra berkontras tinggi, performa LoG selaras dengan pengamatan subjektif karena mampu meningkatkan ketajaman tanpa menambah *noise* signifikan.



Gambar 7. Contoh perbandingan hasil penajaman citra kategori low-contrast: (a) Citra Original, (b) High-Boost Filtering, (c) Unsharp Masking, (d) Laplacian of Gaussian, dan (e) Adaptive High-Boost



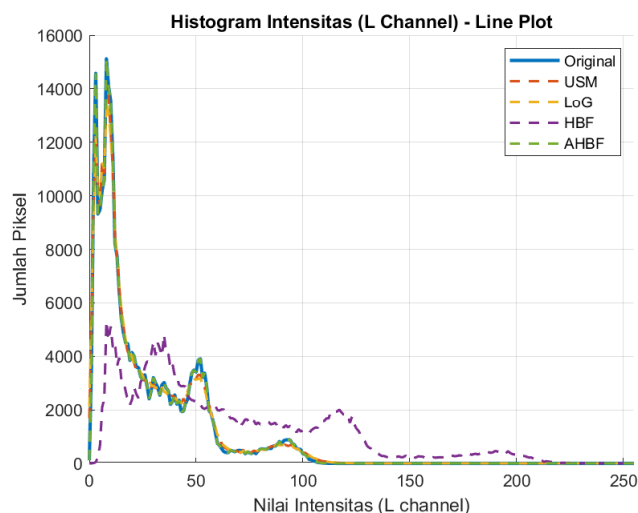
Gambar 8. Contoh perbandingan hasil penajaman citra kategori blurred: (a) Citra Original, (b) High-Boost Filtering, (c) Unsharp Masking, (d) Laplacian of Gaussian, dan (e) Adaptive High-Boost



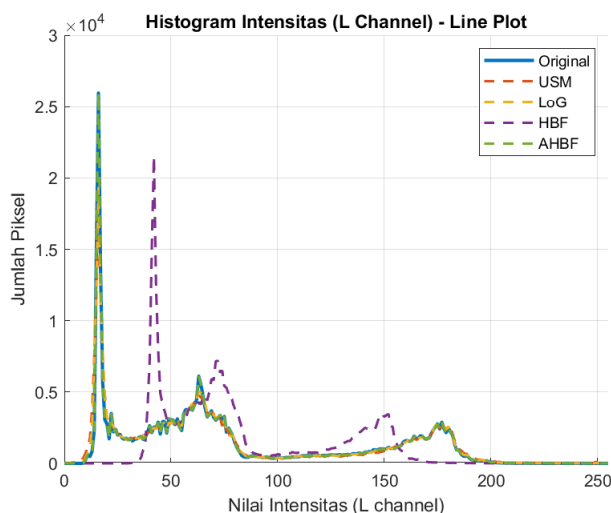
Gambar 9. Contoh perbandingan hasil penajaman citra kategori normal: (a) Citra Original, (b) High-Boost Filtering, (c) Unsharp Masking, (d) Laplacian of Gaussian, dan (e) Adaptive High-Boost.



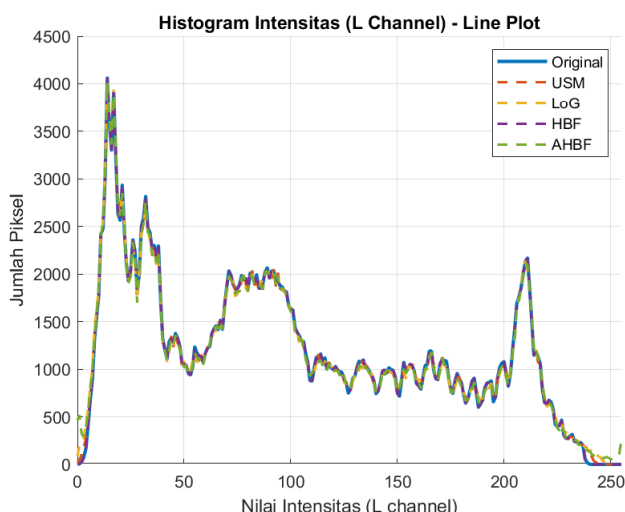
Gambar 10. Sample perbandingan hasil penajaman citra kategori high-contrast: (a) Citra Original, (b) High-Boost Filtering, (c) Unsharp Masking, (d) Laplacian of Gaussian, dan (e) Adaptive High-Boost



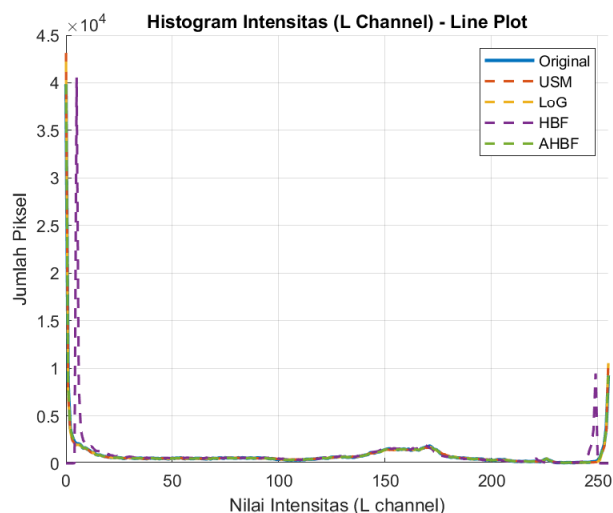
Gambar 11. Histogram intensitas contoh citra kategori low-contrast



Gambar 12. Histogram intensitas contoh citra kategori blurred.



Gambar 13. Histogram intensitas sample citra kategori normal.



Gambar 14. Histogram intensitas contoh citra kategori high-contrast.

Di sisi lain, AHBF hanya menunjukkan keunggulan yang jelas pada citra *normal*, ditandai dengan peningkatan ketajaman detail yang signifikan serta capaian nilai BRISQUE terendah. Pada kategori citra lain, kontribusinya relatif terbatas sehingga hasilnya mendekati karakteristik citra asli tanpa memberikan perbaikan berarti.

Secara umum, evaluasi kualitas citra menunjukkan bahwa BRISQUE lebih konsisten dengan hasil pengamatan subjektif dibandingkan NIQE. Pada beberapa kasus seperti citra low-contrast, blurred, dan normal, NIQE menghasilkan skor yang tampak baik secara numerik namun tidak selaras dengan tampilan tekstur yang lebih kasar, sedangkan BRISQUE memberikan penilaian yang lebih sejalan dengan kualitas citra yang tampak alami.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini membandingkan empat metode penajaman citra, yaitu USM, LoG, HBF, serta AHBF pada empat kategori citra yang mencakup *low-contrast*, *blurred*, *normal*, dan *high-contrast*. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik BRISQUE dan NIQE, dan analisis histogram intensitas. Hasil pengujian menunjukkan bahwa HBF efektif dalam menyesuaikan kontras global, khususnya pada citra *low-contrast* dan *high-contrast*, meskipun berpotensi menimbulkan artefak *halo*. USM menunjukkan kinerja yang sesuai untuk citra *blurred* karena mampu mempertajam detail secara konsisten, meskipun cenderung mempertegas *noise* pada citra yang telah mengalami degradasi. LoG memberikan hasil peningkatan ketajaman yang cukup stabil, meskipun menghasilkan tekstur citra yang lebih kasar pada sebagian kondisi. Nilai NIQE yang dicapai LoG tidak selalu konsisten dengan pengamatan subjektif, kecuali pada citra berkontras tinggi di mana hasil objektif dan subjektif saling mendukung. AHBF hanya menunjukkan keunggulan pada citra *normal*

dengan peningkatan ketajaman yang signifikan, sedangkan pada kategori lain kontribusinya relatif terbatas.

Selain itu, hasil evaluasi menegaskan bahwa metrik BRISQUE lebih konsisten dalam merefleksikan kualitas hasil penajaman berdasarkan penilaian subjektif dibandingkan NIQE. Dengan demikian, tidak ada satu metode yang unggul secara universal pada seluruh kondisi, sehingga pemilihan teknik penajaman perlu disesuaikan dengan karakteristik awal citra untuk memperoleh hasil yang optimal.

Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan bahwa proses image enhancement atau penajaman citra perlu diukur menggunakan metrik NR-IQA karena citra referensi tidak selalu tersedia dalam praktik nyata. Pendekatan ini menjadi kontribusi terhadap pengembangan evaluasi objektif pada bidang peningkatan kualitas citra dan dapat menjadi dasar bagi penelitian selanjutnya yang mengintegrasikan metrik NR-IQA tambahan atau pendekatan berbasis pembelajaran mesin untuk penilaian kualitas yang lebih adaptif terhadap persepsi visual manusia.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. F. Hanafiah, Rismayanti, and Y. F. A. Lubis, "Analisis Pengaruh Citra Gelap Terhadap Kinerja Metode High Boost Filtering Dan Adaptive Histogram Equalization," in *Snastikom*, 2022, pp. 298–303. [Online]. Available: <https://prosiding.snastikom.com/index.php/SNASTIKOM2020/article/view/30>
- [2] R. Rambe, "Perbaikan Kualitas Citra Digital Menggunakan Metode Kernal Konvolusi," *TIN Terap. Inform. Nusantara*, vol. 1, no. 11, pp. 557–561, 2021, [Online]. Available: <https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/tin/article/view/681>
- [3] U. Sara, M. Akter, and M. S. Uddin, "Image Quality Assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—A Comparative Study," *J. Comput. Commun.*, vol. 07, no. 03, pp. 8–18, 2019, doi: 10.4236/jcc.2019.73002.
- [4] S. Pennada, M. Perry, J. McAlorum, H. Dow, and G. Dobie, "Threshold-Based BRISQUE-Assisted Deep Learning for Enhancing Crack Detection in Concrete Structures," *J. Imaging*, vol. 9, no. 10, p. 218, Oct. 2023, doi: 10.3390/jimaging9100218.
- [5] Y. Qi *et al.*, "A Comprehensive Overview of Image Enhancement Techniques," *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 29, no. 1, pp. 583–607, Jan. 2022, doi: 10.1007/s11831-021-09587-6.
- [6] D. C. Lepcha, B. Goyal, A. Dogra, K. P. Sharma, and D. N. Gupta, "A deep journey into image enhancement: A survey of current and emerging trends," *Inf. Fusion*, vol. 93, pp. 36–76, May 2023, doi: 10.1016/j.inffus.2022.12.012.
- [7] T. D. Pham, "Kriging-Weighted Laplacian Kernels for Grayscale Image Sharpening," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 57094–57106, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3178607.
- [8] A. Ardiwinata, "Image Edge Sharpening Pada Sketsa Gambar Menggunakan Metode Haar Wavelet," *Bull. Inf. Syst. Res.*, vol. 2, no. 1, pp. 41–52, Dec. 2023, doi: 10.62866/bios.v2i1.128.
- [9] K. Aviantoro and Y. Darnita, "Implementasi Wiener, Contrast Stretching, dan Sharpening Filter pada Citra Semangka menggunakan MSE, RMSE, dan PSNR," *Djtechno J. Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 195–205, Aug. 2024, doi: 10.46576/djtechno.v5i2.4613.
- [10] R. -, "Implementasi Teknik Unsharp Mask untuk Penajaman Citra Digital menggunakan OpenCV," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 3, pp. 738–743, Jul. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3.6976.
- [11] A. L. Rajagukguk, "Kombinasi Metode Unsharp Masking dan Filter High Boost Dalam Meningkatkan Kualitas Video Call," *J. Informatics Manag. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 4, pp. 151–158, 2022, doi: <https://doi.org/10.47065/jimat.v2i4.180>.
- [12] J. Wang, X. Zhang, Z. Zhang, and X. Xu, "Unsharp Mask Guided Filtering for Acoustic Point Cloud of Water-Conveyance Tunnel," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 13, p. 6516, Jun. 2022, doi: 10.3390/app12136516.
- [13] S. Mathur and G. Sandeep, "An Enhanced Edge Detection Using Laplacian Gaussian Filtering Method from Different Denoising Images," *Int. J. Intell. Syst. Appl. Eng.*, vol. 12, no. 18s, pp. 313–323, 2024, [Online]. Available: <https://ijisae.org/index.php/IJISAE/article/view/4975>
- [14] H. A. Alrikabi, M. M. D. Siraj, and A. M. Alnasrallah, "Enhancing Low-Resolution Images Through Noise Filtering and Feature Preservation," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 103, no. 2, pp. 732–739, 2025.
- [15] Y. Raphiphan, S. Wattanakaroon, and S. Khetkeeree, "Adaptive High Boost Filtering for Increasing Grayscale and Color Image Details," in *2020 International Conference on Power, Energy and Innovations (ICPEI)*, IEEE, Oct. 2020, pp. 69–72. doi: 10.1109/ICPEI49860.2020.9431572.
- [16] R. Devita, O. E. Putra, and E. Rianti, "Perbandingan Kernel Penajaman, Gaussian Blur Dan Deteksi Tepi Pada Citra Otak," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 7, no. 4, pp. 1521–1526, 2024, doi: <https://doi.org/10.54314/jssr.v7i4.2271>.
- [17] J. Li, J. Yang, X. Jiang, B. Yang, and G. Chen, "CAMFv2: Better, faster and stronger for electrochemiluminescence image denoising," *Appl. Intell.*, vol. 55, no. 11, p. 779, Jul. 2025, doi: 10.1007/s10489-025-06652-6.
- [18] A. B. Suleiman, K. A. F. Donfack, A. Muhammad, and M. J. Haruna, "A Multilevel Digital Image Thresholding Technique Based on an Enhanced Firefly Algorithm with Neighborhood Attraction," *J. Comput. Theor. Appl.*, vol. 2, no. 4, pp. 572–587, May 2025, doi: 10.62411/jcta.12618.
- [19] H. M. S. S. Herath, H. M. K. K. M. B. Herath, N. Madusanka, and B.-I. Lee, "A Systematic Review of Medical Image Quality Assessment," *J. Imaging*, vol. 11, no. 4, p. 100, Mar. 2025, doi: 10.3390/jimaging11040100.
- [20] L. Jia, H. Ren, Z. Zhang, L. Song, and K. Jia, "Visual information fidelity based frame level rate control for H.265/HEVC," *Signal Process. Image Commun.*, vol. 131, p. 117245, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.image.2024.117245.
- [21] M. Al-Imran, M. Z. A. Liza, M. M. Bin Shiraj, M. M. Murshed, and N. Akhter, "A Cubical Persistent Homology-Based Technique for Image Denoising with Topological Feature Preservation," *J. Comput. Theor. Appl.*, vol. 2, no. 2, pp. 222–243, Oct. 2024, doi: 10.62411/jcta.11488.
- [22] Z. Liu, H. Hong, Z. Gan, J. Wang, and Y. Chen, "An Improved Method for Evaluating Image Sharpness Based on Edge Information," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 13, p. 6712, Jul. 2022, doi: 10.3390/app12136712.
- [23] D. Varga, "No-Reference Image Quality Assessment Using the Statistics of Global and Local Image Features," *Electronics*, vol. 12, no. 7, p. 1615, Mar. 2023, doi: 10.3390/electronics12071615.
- [24] J. Shim and Y. Lee, "No-Reference-Based and Noise Level Evaluations of Cinematic Rendering in Bone Computed Tomography," *Bioengineering*, vol. 11, no. 6, p. 563, Jun. 2024, doi: 10.3390/bioengineering11060563.
- [25] J. Rajavelceltha and V. H. Gaidhane, "An efficient approach for no-reference image quality assessment based on statistical texture and structural features," *Eng. Sci. Technol. an Int. J.*, vol. 30, p. 101039, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.jestech.2021.07.002.
- [26] K. M. P. M., and J. James, "No-Reference Image Quality Analysis-An Overview," in *NCREIS - 2021*, 2021, pp. 56–59. [Online]. Available: <https://www.ijert.org/no-reference-image-quality-analysis-an-overview>
- [27] Z. Zhang *et al.*, "A No-Reference Evaluation Metric for Low-Light Image Enhancement," in *2021 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, IEEE, Jul. 2021, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICME51207.2021.9428312.
- [28] A. Rubel, O. Ieremeiev, V. Lukin, J. Fastowicz, and K. Okarma, "Combined No-Reference Image Quality Metrics for Visual Quality Assessment Optimized for Remote Sensing Images," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 4, p. 1986, Feb. 2022, doi: 10.3390/app12041986.

- [29] E. Eldarova, V. Starovoitov, and K. Iskakov, "Comparative Analysis of Universal Methods No Reference Quality Assessment Digital Images," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 99, no. 9, pp. 1977–1987, 2021.
- [30] X. Pan, C. Li, Z. Pan, J. Yan, S. Tang, and X. Yin, "Low-Light Image Enhancement Method Based on Retinex Theory by Improving Illumination Map," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 10, p. 5257, May 2022, doi: 10.3390/app12105257.
- [31] "Georgia Tech face database - Academic Torrents." Accessed: Sep. 11, 2025. [Online]. Available: <https://academicorrents.com/details/0848b2c9b40e49041eff85ac4a2da71ae13a3e4f>
- [32] "LAPA Face Parsing Dataset." Accessed: Sep. 11, 2025. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/kiranraghavendrauci/lapa-face-parsing-dataset>
- [33] "Special Database 32 - Multiple Encounter Dataset (MEDS) | NIST." [Online]. Available: <https://www.nist.gov/itl/iad/btg/special-database-32-multiple-encounter-dataset-meds>
- [34] S. Fatimatuzzahro and R. V. Yuliantari, "Peningkatan Kualitas Citra pada Foto Sejarah Menggunakan Metode Histogram Equalization dan Intensity Adjustment," *J. Appl. Electr. Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 36–42, Dec. 2021, doi: 10.30871/jaee.v5i2.3160.
- [35] N. S.*, P. K. V., and A. K., "Blur Detection and Classification using Dnn," *Int. J. Recent Technol. Eng.*, vol. 8, no. 6, pp. 4777–4780, Mar. 2020, doi: 10.35940/ijrte.F9920.038620.
- [36] G.-J. Son, H.-C. Jung, and Y.-D. Kim, "Temporal-Quality Ensemble Technique for Handling Image Blur in Packaging Defect Inspection," *Sensors*, vol. 24, no. 14, p. 4438, Jul. 2024, doi: 10.3390/s24144438.
- [37] N. A. Harron, S. N. Sulaiman, M. K. Osman, N. K. A. Karim, and I. S. Isa, "Laplacian-Based Blur Detection Algorithm for Digital Breast Tomosynthesis Images in Improving Breast Cancer Detection," *J. Heal. Transl. Med.*, vol. sp2023, no. 1, pp. 158–164, Jun. 2023, doi: 10.22452/jummec.sp2023no1.15.
- [38] V. Banupriya and A. Kalaivani, "Improved retinal fundus image quality with hybrid image filter and enhanced contrast limited adaptive histogram equalization," *Int. J. Health Sci. (Qassim)*, vol. 6, no. March, pp. 9234–9246, May 2022, doi: 10.53730/ijhs.v6nS1.7090.
- [39] Y. Mu *et al.*, "DenseNet weed recognition model combining local variance preprocessing and attention mechanism," *Front. Plant Sci.*, vol. 13, no. January, pp. 1–16, Jan. 2023, doi: 10.3389/fpls.2022.1041510.
- [40] M. Al-Khafaji and N. T. A. Ramaha, "Hybrid deep learning architecture for scalable and high-quality image compression," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, p. 22926, Jul. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-06481-0.
- [41] J. Wang, Z. Hou, Z. Zhang, M. Wang, and H. Cheng, "Combined Deep-Fill and Histogram Equalization Algorithm for Full-Borehole Electrical Logging Image Restoration," *Processes*, vol. 12, no. 8, p. 1568, Jul. 2024, doi: 10.3390/pr12081568.
- [42] R. García, G. Randall, and L. Raad, "A Short Analysis of BigColor for Image Colorization," *Image Process. Line*, vol. 14, pp. 144–158, May 2024, doi: 10.5201/ipol.2024.542.
- [43] M. S. Moelya, P. S. Ramadhan, and M. G. Suryanata, "Perbandingan Metode Canny, Sobel, Dan Laplacian of Gaussian Dalam Mendeteksi Tepi Citra Objek Bergerak," *J. Sist. Inf. Triguna Dharma (JURSI TGD)*, vol. 3, no. 4, pp. 450–460, Jul. 2024, doi: 10.53513/jursi.v3i4.6466.
- [44] H. Gulo, "Penerapan Laplacian of Gaussian Dalam Mendeteksi Tepi Luka Bakar Pada Manusia," *TIN Terap. Inform. Nusan.*, vol. 1, no. 7, pp. 339–349, 2020, [Online]. Available: <https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/tin/article/view/556>
- [45] M. S. Millan and E. Valencia, "Image sharpening based on spatiochromatic properties of the human vision system," *Conf. Colour Graph. Imaging. Vis.*, vol. 3, no. 1, pp. 30–33, Jan. 2006, doi: 10.2352/CGIV.2006.3.1.art00006.
- [46] C. Yu, G. Han, M. Pan, X. Wu, and A. Deng, "Zero-TCE: Zero Reference Tri-Curve Enhancement for Low-Light Images," *Appl. Sci.*, vol. 15, no. 2, p. 701, Jan. 2025, doi: 10.3390/app15020701.
- [47] J. Wang, S. Huang, Z. Huo, S. Zhao, and Y. Qiao, "Bilateral enhancement network with signal-to-noise ratio fusion for lightweight generalizable low-light image enhancement," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, p. 29832, Nov. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-81706-2.
- [48] H. S. Utami, I. M. P. Rahmawati, and R. Reski, "Analysis Histogram and Grayscale on Chest X-ray Computed Radiography Image in Covid-19 Disease vs Normal; Hernastiti Sedya Utami," *J. eduhealth*, vol. 13, no. 02, pp. 1104–1109, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.seaninstitute.or.id/index.php/health/article/view/805>