

Transformasi Intensitas Adaptif dengan Preservasi Urutan Tingkat Kecerahan pada Citra Cahaya Rendah

Ahmad Fawaid Ridwan^{1*} dan Muhammad Herlambang Prakasa Yudha²

¹Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung, Bandung

²Universitas Taruna Bakti, Bandung

Email Corresponding Author : a.fawaid.r@uinsgd.ac.id

Info Artikel	ABSTRAK
Article history: Kirim: 05/08/2026 Perbaikan: 29/08/2026 Terima: 03/09/2026 Publikasi: 27/09/2026	Citra dengan kondisi pencahayaan rendah umumnya memiliki kontras yang rendah, detail objek yang kurang terlihat, serta rentan terhadap derau sehingga dapat menurunkan kualitas visual dan performa analisis lanjutan. Metode peningkatan kualitas citra berbasis transformasi intensitas dapat meningkatkan visibilitas area gelap, tetapi pemilihan parameter transformasi yang tidak adaptif dapat menyebabkan peningkatan intensitas yang berlebihan (<i>over-enhancement</i>) dan perubahan hubungan tingkat kecerahan (<i>light order</i>). Penelitian ini mengusulkan <i>Adaptive Light-Order Preserving Intensity Transformation</i> (ALPIT) sebagai metode peningkatan kualitas citra berbasis transformasi intensitas adaptif. Metode yang diusulkan membangun fungsi transformasi <i>piecewise</i> menggunakan <i>adaptive anchor point</i> yang ditentukan berdasarkan rata-rata intensitas, variansi, dan entropi ternormalisasi sehingga proses transformasi dapat disesuaikan dengan karakteristik distribusi intensitas citra. Kinerja ALPIT dievaluasi secara visual dan kuantitatif pada tiga citra dengan kondisi pencahayaan rendah dan dibandingkan dengan <i>Gamma Correction</i> (GC) serta <i>Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization</i> (CLAHE) menggunakan metrik SSIM dan LOE. Pada tiga citra yang diuji, ALPIT memperoleh nilai rata-rata SSIM sebesar 0,6717, lebih tinggi dibandingkan GC (0,3992) dan CLAHE (0,4755), serta nilai rata-rata LOE sebesar 104,5199, lebih rendah dibandingkan GC (127,7193) dan CLAHE (209,2536). Hasil visual menunjukkan peningkatan visibilitas pada area gelap dengan perubahan intensitas pada area terang yang relatif terkendali. Hasil ini menunjukkan bahwa ALPIT merupakan pendekatan awal yang berpotensi meningkatkan citra <i>low-light</i>, dengan hasil evaluasi yang pada penelitian ini masih terbatas pada tiga citra <i>grayscale</i> dan dua metode pembandingan klasik.
Kata-kata kunci: Peningkatan Kualitas Citra; Citra Pencahayaan Rendah; Transformasi Intensitas; Titik Jangkar Adaptif; Preservasi Urutan Kecerahan.	

1. PENDAHULUAN

Peningkatan kualitas citra (*image enhancement*) merupakan salah satu topik penting dalam pengolahan citra digital, khususnya pada citra dengan kondisi pencahayaan rendah (*low-light image*). Citra dengan pencahayaan rendah umumnya memiliki kontras yang rendah, detail objek yang sulit diamati, serta rentan terhadap derau (*noise*), sehingga dapat menurunkan kualitas visual maupun performa analisis lanjutan (Guo et al., 2023; Rasheed et al., 2023; Li et al., 2022). Permasalahan tersebut banyak dijumpai pada berbagai aplikasi, seperti sistem pengawasan (*surveillance*), pencitraan medis, kendaraan otonom, dan penginderaan jauh. Oleh karena itu, pengembangan metode peningkatan kualitas citra yang mampu memperbaiki citra

dengan pencahayaan rendah secara efektif masih menjadi salah satu topik penelitian yang aktif dikembangkan.

Salah satu pendekatan yang digunakan adalah transformasi intensitas karena memiliki implementasi yang sederhana serta mampu meningkatkan kualitas visual melalui pemetaan nilai intensitas piksel secara langsung (Guo et al., 2023). Metode konvensional, seperti *Gamma Correction* (GC), transformasi logaritmik, dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), banyak digunakan untuk meningkatkan kontras citra dengan pencahayaan rendah. GC melakukan peningkatan kualitas citra menggunakan transformasi non-linier global yang sederhana, sedangkan CLAHE meningkatkan kontras secara lokal melalui pemerataan histogram yang dibatasi. Pendekatan *adaptive gamma correction* juga telah dikembangkan untuk menyesuaikan transformasi dengan kondisi pencahayaan citra, sementara pendekatan berbasis *pixel-wise gamma correction* mengembangkan pemetaan gamma yang berbeda pada setiap piksel untuk memberikan penyesuaian yang lebih lokal (Li et al., 2024).

Perkembangan penelitian menunjukkan bahwa berbagai metode adaptif berbasis *deep learning* telah dikembangkan untuk menangani variasi kondisi pencahayaan. Pendekatan tersebut mencakup transformasi intensitas pada *embedding space*, pemodelan struktur citra, *diffusion* berbasis wavelet, adaptasi spasial, serta integrasi Retinex dan arsitektur transformer (Kim et al., 2024; Tian et al., 2023; Xu et al., 2023; Jiang et al., 2023; Qaisar et al., 2025; Wang et al., 2024). Dengan demikian, penelitian berbasis *deep learning* telah mengeksplorasi berbagai mekanisme untuk meningkatkan citra *low-light* pada kondisi pencahayaan yang beragam.

Selain pendekatan transformasi intensitas dan *deep learning*, metode yang menggabungkan beberapa teknik *enhancement* juga masih digunakan. Yin et al. (2022), misalnya, mengembangkan pendekatan *low-light image enhancement* yang menggabungkan *homomorphic filtering*, *unsharp masking*, dan *gamma correction*. Pendekatan tersebut menunjukkan penggunaan kombinasi beberapa teknik pemrosesan citra untuk menangani pencahayaan rendah. Perkembangan lain juga menunjukkan peningkatan perhatian terhadap pemanfaatan informasi pada domain frekuensi dalam *low-light image enhancement*, melalui pendekatan yang memanfaatkan dekomposisi frekuensi, informasi difraksi virtual, dan karakteristik komponen frekuensi (Liang et al., 2023; Zhang et al., 2023; Shang et al., 2024).

Berbagai pendekatan tersebut menunjukkan bahwa *low-light image enhancement* dapat dilakukan melalui beragam strategi, mulai dari transformasi intensitas, pemrosesan berbasis iluminasi, pemanfaatan domain frekuensi, hingga pendekatan berbasis *deep learning*. Keragaman pendekatan tersebut menunjukkan bahwa penelitian LLIE tidak hanya berfokus pada satu mekanisme transformasi, tetapi juga mengeksplorasi representasi dan informasi yang berbeda untuk menyesuaikan proses *enhancement* dengan karakteristik citra (Jia et al., 2024). Dalam konteks penelitian ini, perhatian diarahkan pada perancangan fungsi transformasi intensitas yang dapat ditentukan secara adaptif berdasarkan karakteristik statistik citra. Fokus tersebut memungkinkan sifat matematis fungsi transformasi, khususnya kontinuitas dan kemonotonan, dirumuskan secara eksplisit sebagai bagian dari konstruksi metode. Sifat tersebut

berkaitan dengan upaya mempertahankan urutan relatif tingkat kecerahan (*light order*) selama proses transformasi.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan *Adaptive Light-Order Preserving Intensity Transformation* (ALPIT) sebagai metode peningkatan kualitas citra dengan pencahayaan rendah. ALPIT membangun fungsi transformasi *piecewise* menggunakan titik jangkar adaptif (*adaptive anchor point*) yang ditentukan berdasarkan tiga deskriptor statistik global, yaitu rata-rata intensitas (*mean*), standar deviasi (*standard deviation*), dan entropi ternormalisasi (*normalized entropy*). Berbeda dari pendekatan *adaptive gamma correction* yang menyesuaikan parameter eksponen pada satu fungsi gamma, ALPIT menentukan titik transisi secara adaptif dan menggunakan dua ruas fungsi transformasi yang dirancang berdasarkan karakteristik distribusi intensitas citra. Selain itu, fungsi transformasi ALPIT dirancang untuk memenuhi sifat kontinuitas dan monoton naik pada domain intensitas kontinu sehingga urutan relatif tingkat kecerahan dapat dipertahankan sebelum proses kuantisasi.

Berdasarkan rancangan tersebut, kontribusi penelitian ini adalah merumuskan fungsi transformasi intensitas *piecewise* dengan titik jangkar yang ditentukan secara adaptif berdasarkan karakteristik statistik global citra, merumuskan kondisi fungsi yang menjamin kontinuitas dan sifat *strictly increasing* pada domain intensitas kontinu, dan mengevaluasi secara awal kemampuan ALPIT dalam mempertahankan struktur dan urutan tingkat kecerahan menggunakan SSIM dan LOE pada citra cahaya rendah.

2. METODE PENELITIAN

Eksperimen dilakukan menggunakan tiga citra dengan kondisi pencahayaan rendah (*low-light image*) yang dipilih dari dataset publik *Exclusively Dark (ExDark)* (Loh & Chan, 2019). Tiga citra yang digunakan adalah citra dengan ID 2015_00003, 2015_02446, dan 2015_06400. Ketiga citra tersebut dipilih berdasarkan karakteristik pencahayaan rendah, meliputi intensitas pencahayaan yang terbatas, kontras yang rendah, serta detail objek yang kurang terlihat.

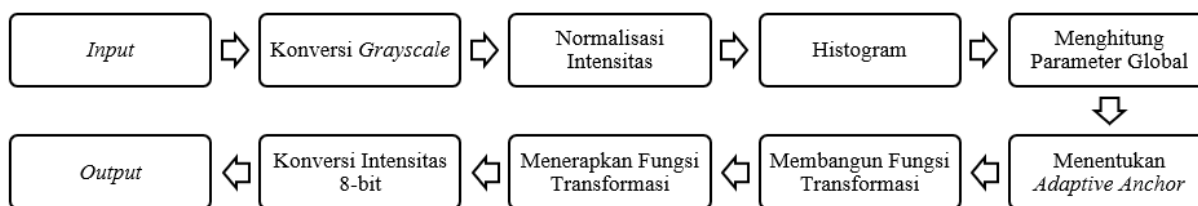
Metode ALPIT kemudian dibandingkan dengan dua metode peningkatan kualitas citra yang banyak digunakan, yaitu *Gamma Correction* (GC) dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). GC dipilih sebagai representasi metode transformasi intensitas global berbasis fungsi non-linier yang umum diterapkan pada citra dengan pencahayaan rendah, sedangkan CLAHE dipilih sebagai representasi metode peningkatan kualitas citra berbasis histogram adaptif yang mampu meningkatkan kontras lokal melalui pemerataan histogram yang dibatasi (Gonzalez & Woods, 2018; Zuiderveld, 1994).

Pada eksperimen ini, GC menggunakan nilai gamma sebesar 0,5, sedangkan CLAHE menggunakan *clip limit* sebesar 3,0 dan ukuran *tile grid* sebesar 8×8. Parameter tersebut ditetapkan secara tetap untuk seluruh citra tanpa penyesuaian individual terhadap masing-masing citra. Seluruh metode diterapkan pada citra masukan yang sama dalam format grayscale dan menghasilkan citra keluaran 8-bit dengan ukuran yang sama. Implementasi dilakukan menggunakan Python dengan pustaka OpenCV dan NumPy, sedangkan SSIM dan LOE

dihitung secara identik untuk seluruh metode. Perbandingan ini dimaksudkan sebagai evaluasi awal ALPIT terhadap dua *baseline* klasik, sehingga hasil penelitian dibatasi pada perbandingan dengan GC dan CLAHE dan tidak dimaksudkan untuk merepresentasikan perbandingan terhadap seluruh metode peningkatan citra terkini.

Adaptive Light-Order Preserving Intensity Transformation (ALPIT)

ALPIT merupakan metode peningkatan kualitas citra yang dirancang untuk memperbaiki citra dengan kondisi pencahayaan rendah melalui fungsi transformasi intensitas non-linier yang adaptif. Berbeda dengan metode transformasi intensitas konvensional yang menggunakan parameter tetap, ALPIT membangun fungsi transformasi berdasarkan karakteristik statistik global citra, yaitu rata-rata (*mean*), standar deviasi (*standard deviation*), dan entropi ternormalisasi (*normalized entropy*). Ketiga parameter tersebut digunakan untuk menentukan titik jangkar adaptif (*adaptive anchor point*) yang menjadi dasar pembentukan fungsi transformasi *piecewise*. Pendekatan ini memungkinkan peningkatan intensitas pada wilayah gelap dilakukan secara lebih agresif, sementara transformasi pada wilayah terang tetap terkendali sehingga urutan tingkat kecerahan (*light order*) dan struktur citra dapat dipertahankan. Diagram alir metode yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alir ALPIT.

Secara umum, tahapan metode ALPIT dijelaskan sebagai berikut.

1. Membaca citra masukan dengan kondisi pencahayaan rendah.
2. Mengonversi citra ke format *grayscale*.
3. Melakukan normalisasi intensitas piksel ke rentang $[0, 1]$.
4. Menghitung histogram distribusi intensitas citra.
5. Menghitung parameter statistik global berupa rata-rata (*mean*), standar deviasi (*standard deviation*), dan entropi (*entropy*).
6. Menghitung entropi ternormalisasi (*normalized entropy*) serta menentukan titik jangkar adaptif (*adaptive anchor point*) berdasarkan rata-rata, standar deviasi, dan entropi ternormalisasi.
7. Membangun fungsi transformasi intensitas *piecewise* pada wilayah gelap dan wilayah terang.
8. Menerapkan fungsi transformasi terhadap seluruh piksel citra.
9. Mengembalikan intensitas hasil transformasi ke intensitas citra 8-bit
10. Menghasilkan citra hasil peningkatan kualitas.

Tahapan tersebut menghasilkan parameter transformasi yang dapat menyesuaikan fungsi transformasi dengan karakteristik distribusi intensitas setiap citra. Pada penelitian ini,

citra masukan dikonversi ke format *grayscale* karena perancangan ALPIT difokuskan pada transformasi intensitas. Dengan demikian, analisis dapat dilakukan pada satu domain intensitas tanpa melibatkan interaksi antar-kanal warna. Penggunaan *grayscale* juga menjadi bagian dari ruang lingkup pengembangan awal ALPIT, sehingga hasil penelitian ini belum dimaksudkan untuk dibandingkan secara langsung dengan metode *low-light enhancement* pada citra berwarna.

Dalam proses transformasinya, ALPIT menggunakan titik jangkar adaptif sebagai penghubung antara fungsi transformasi pada wilayah gelap dan wilayah terang. Titik jangkar tersebut ditentukan berdasarkan karakteristik distribusi intensitas citra sehingga fungsi transformasi dapat menyesuaikan kondisi pencahayaan masing-masing citra. Perancangan fungsi transformasi dilakukan dengan memenuhi kondisi batas $T(0) = 0$, $T(\mu) = \beta$, dan $T(1) = 1$, sehingga transformasi dirancang untuk mempertahankan urutan tingkat kecerahan (*light order*) serta memiliki sifat kontinu dan monoton pada domain intensitas. Struktur fungsi yang eksplisit tersebut juga memungkinkan karakteristik transformasi dianalisis dan diinterpretasikan secara matematis.

Pra-pemrosesan Citra

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menyiapkan citra sebelum proses transformasi intensitas. Pada tahap ini, seluruh citra dikonversi ke format *grayscale* sehingga analisis difokuskan pada distribusi intensitas tanpa dipengaruhi oleh informasi warna. Selanjutnya, nilai intensitas citra dinormalisasi ke rentang $[0, 1]$ untuk menjaga kestabilan numerik selama proses transformasi (Gonzalez & Woods, 2018).

Misalkan citra *grayscale* dinyatakan sebagai

$$f(x, y) \in [0, 255] \quad (1)$$

dengan $f(x, y)$ menyatakan intensitas piksel pada koordinat (x, y) , maka Normalisasi intensitas dilakukan menggunakan persamaan

$$r(x, y) = \frac{f(x, y)}{L - 1} \quad (2)$$

dengan $r(x, y)$ menyatakan intensitas hasil normalisasi pada rentang $[0, 1]$. Pada penelitian ini digunakan citra *grayscale* 8-bit dengan $L = 256$, sehingga setiap tingkat intensitas ternormalisasi memiliki jarak sebesar $1/(L - 1) = 1/255$.

Proses normalisasi bertujuan untuk menyeragamkan rentang nilai intensitas sehingga parameter statistik dan fungsi transformasi yang dibangun pada metode ALPIT dapat dihitung secara konsisten. Selain itu, normalisasi mempermudah perumusan fungsi transformasi non-linier karena seluruh operasi matematis dilakukan pada domain intensitas yang sama.

Statistik Global Citra

ALPIT membangun fungsi transformasi intensitas secara adaptif berdasarkan karakteristik distribusi intensitas citra. Karakteristik tersebut direpresentasikan menggunakan tiga parameter statistik global, yaitu rata-rata (*mean*), standar deviasi (*standard deviation*), dan entropi (*entropy*). Rata-rata digunakan sebagai titik transisi fungsi transformasi, standar deviasi merepresentasikan tingkat penyebaran distribusi intensitas, sedangkan entropi menggambarkan

kandungan informasi pada citra. Ketiga parameter tersebut selanjutnya digunakan untuk menentukan titik jangkar adaptif (*adaptive anchor point*) yang menjadi dasar pembentukan fungsi transformasi intensitas.

Distribusi intensitas citra direpresentasikan melalui histogram yang menyatakan frekuensi kemunculan setiap tingkat intensitas pada citra *grayscale* (Gonzalez & Woods, 2018). Probabilitas kemunculan intensitas r dinyatakan sebagai

$$p(r) = \frac{n_r}{N} \quad (3)$$

dengan n_r menyatakan jumlah piksel yang memiliki intensitas r , sedangkan N menyatakan jumlah seluruh piksel pada citra. Probabilitas intensitas ini menjadi dasar dalam perhitungan seluruh parameter statistik global.

Rata-rata intensitas dihitung menggunakan nilai harapan (*expected value*) dari distribusi probabilitas intensitas sebagai berikut (Gonzalez & Woods, 2018).

$$\mu = \sum r \cdot p(r) \quad (4)$$

dengan μ menyatakan rata-rata intensitas citra dan $p(r)$ merupakan probabilitas kemunculan intensitas r . Nilai rata-rata digunakan sebagai titik transisi (*transition point*) yang membagi fungsi transformasi *piecewise* menjadi dua wilayah transformasi, yaitu wilayah intensitas rendah dan wilayah intensitas tinggi.

Standar deviasi digunakan untuk mengukur tingkat penyebaran distribusi intensitas terhadap nilai rata-ratanya (Gonzalez & Woods, 2018). Besarnya standar deviasi diperoleh dari akar kuadrat variansi yang dihitung menggunakan

$$\sigma = \sqrt{\sum (r - \mu)^2 \cdot p(r)} \quad (5)$$

dengan σ menyatakan standar deviasi intensitas citra, μ menyatakan rata-rata intensitas citra, dan $p(r)$ menyatakan probabilitas kemunculan intensitas r . Pada metode ALPIT, standar deviasi digunakan untuk menentukan besarnya pergeseran titik jangkar adaptif (*adaptive anchor point*), sehingga tingkat peningkatan intensitas dapat menyesuaikan karakteristik penyebaran histogram setiap citra.

Entropi digunakan untuk mengukur banyaknya informasi yang terkandung pada distribusi intensitas citra (Shannon, 1948). Nilai entropi dihitung menggunakan

$$H = - \sum p(r) \cdot \log_2 p(r) \quad (6)$$

dengan H menyatakan entropi citra dan $p(r)$ merupakan probabilitas kemunculan intensitas r . Untuk $p(r) = 0$, digunakan konvensi $0 \log_2 0 = 0$. Untuk memperoleh nilai yang ternormalisasi dan tidak bergantung pada jumlah tingkat intensitas citra, entropi kemudian dinormalisasi menggunakan

$$H_n = \frac{H}{\log_2 L} \quad (7)$$

dengan H_n menyatakan entropi ternormalisasi dan L merupakan jumlah tingkat intensitas (*gray levels*) pada histogram citra. Pada penelitian ini digunakan $L = 256$, sehingga $\log_2(256) = 8$. Nilai H_n berada pada rentang $[0, 1]$, di mana nilai yang lebih kecil menunjukkan distribusi intensitas yang kurang beragam, sedangkan nilai yang mendekati satu menunjukkan distribusi intensitas yang semakin beragam.

Pada metode ALPIT, entropi ternormalisasi digunakan sebagai faktor adaptif untuk mengendalikan besarnya pergeseran titik jangkar adaptif (*adaptive anchor point*). Semakin rendah nilai entropi ternormalisasi, semakin besar penyesuaian titik jangkar yang diberikan sehingga peningkatan intensitas menjadi lebih agresif. Sebaliknya, ketika nilai entropi ternormalisasi tinggi, penyesuaian titik jangkar menjadi lebih kecil sehingga proses peningkatan kualitas citra tetap mempertahankan karakteristik distribusi intensitas.

Fungsi Transformasi ALPIT

Fungsi transformasi pada ALPIT dibangun menggunakan pendekatan transformasi intensitas *piecewise* non-linier. Pendekatan ini memungkinkan karakteristik transformasi pada wilayah berintensitas rendah dan tinggi diatur secara independen sehingga proses peningkatan kualitas citra dapat menyesuaikan karakteristik distribusi intensitas secara adaptif. Berbeda dengan metode transformasi intensitas konvensional, ALPIT menggunakan titik jangkar adaptif (*adaptive anchor point*) sebagai penghubung antara fungsi transformasi pada wilayah gelap dan wilayah terang. Perancangan tersebut menghasilkan fungsi transformasi yang tetap kontinu serta mampu mempertahankan urutan tingkat kecerahan (*light order*) selama proses peningkatan kualitas citra.

Misalkan x menyatakan intensitas piksel hasil normalisasi pada rentang $[0, 1]$, μ menyatakan rata-rata intensitas citra, β menyatakan titik jangkar adaptif (*adaptive anchor point*), sedangkan γ_1 dan γ_2 menyatakan parameter eksponen non-linier pada wilayah gelap dan wilayah terang. Untuk $0 < \mu < 1$, $0 < \beta < 1$, serta $\gamma_1, \gamma_2 > 0$, fungsi transformasi ALPIT dirumuskan sebagai berikut.

$$T(r) = \begin{cases} \beta \left(\frac{r}{\mu}\right)^{\gamma_1}, & r < \mu \\ \beta + (1 - \beta) \left(\frac{r - \mu}{1 - \mu}\right)^{\gamma_2}, & r \geq \mu \end{cases} \quad (8)$$

Bentuk fungsi *piecewise* dibangun dengan menetapkan kondisi batas pada kedua wilayah transformasi. Pada wilayah gelap, fungsi dirancang agar memenuhi $T(0) = 0$ dan $T(\mu) = \beta$, sehingga digunakan bentuk pangkat ternormalisasi

$$T(r) = \beta \left(\frac{r}{\mu}\right)^{\gamma_1}, \quad 0 \leq r < \mu. \quad (9)$$

Dengan bentuk tersebut diperoleh $T(0) = 0$ dan $T(\mu) = \beta$. Sementara itu, pada wilayah terang fungsi dirancang agar memenuhi $T(\mu) = \beta$ dan $T(1) = 1$, sehingga digunakan

$$T(r) = \beta + (1 - \beta) \left(\frac{r - \mu}{1 - \mu}\right)^{\gamma_2}, \quad \mu \leq r \leq 1. \quad (10)$$

Kedua ruas memiliki nilai yang sama pada titik transisi, yaitu $T(\mu) = \beta$, sehingga fungsi bersifat kontinu pada $r = \mu$. Dengan $\gamma_1, \gamma_2 > 0$, kedua fungsi merupakan fungsi monoton naik

pada masing-masing wilayah. Kasus $\mu = 0$ atau $\mu = 1$ merupakan kondisi degeneratif karena salah satu penyebut bernilai nol, oleh karena itu formulasi teoritis dibatasi pada $0 < \mu < 1$. Pada implementasi numerik, digunakan konstanta kecil ε untuk mencegah pembagian nol.

Parameter eksponen pada fungsi transformasi ditentukan secara adaptif berdasarkan variansi intensitas dan entropi ternormalisasi. Variansi merepresentasikan tingkat penyebaran distribusi intensitas citra, sedangkan entropi ternormalisasi menunjukkan banyaknya informasi yang terkandung pada distribusi intensitas. Kedua parameter tersebut digunakan untuk menyesuaikan bentuk kurva transformasi sehingga peningkatan kualitas citra dapat beradaptasi terhadap karakteristik setiap citra. Parameter eksponen untuk wilayah gelap dan wilayah terang dihitung menggunakan

$$\begin{aligned}\gamma_1 &= 1 - (1 - H_n)\sigma^2 \\ \gamma_2 &= 1 + H_n\sigma^2\end{aligned}\quad (11)$$

dengan H_n menyatakan entropi ternormalisasi sebagaimana didefinisikan pada Persamaan (7), sedangkan σ^2 menyatakan variansi intensitas citra sebagaimana dihitung pada Persamaan (5) yang dikuadratkan.

Parameter eksponen pada ALPIT dirancang sebagai parameter heuristik adaptif yang menggabungkan informasi penyebaran intensitas melalui variansi dan karakteristik distribusi melalui entropi ternormalisasi. Untuk wilayah gelap, γ_1 dibuat menurun terhadap $(1 - H_n)\sigma^2$, sehingga nilai entropi yang lebih rendah atau variansi yang lebih besar dirancang untuk menghasilkan nilai eksponen yang lebih kecil dan memberikan transformasi yang lebih kuat pada intensitas rendah. Sebaliknya, pada wilayah terang, γ_2 dibuat meningkat terhadap $H_n\sigma^2$, sehingga transformasi pada wilayah intensitas tinggi dibuat lebih terkendali.

Karena intensitas telah dinormalisasi pada rentang $[0, 1]$, variansi intensitas memenuhi $0 \leq \sigma^2 \leq 1/4$, sedangkan entropi ternormalisasi memenuhi $0 \leq H_n \leq 1$. Oleh karena itu, rentang parameter eksponen pada Persamaan (11) adalah $3/4 \leq \gamma_1 \leq 1$ dan $1 \leq \gamma_2 \leq 5/4$. Dengan demikian, kedua parameter eksponen selalu bernilai positif pada domain yang digunakan sehingga fungsi pangkat pada transformasi ALPIT tetap terdefinisi pada domain intensitas non-negatif.

Pemilihan bentuk parameter eksponen pada penelitian ini merupakan desain heuristik awal yang ditujukan untuk membangun mekanisme adaptasi berbasis karakteristik distribusi intensitas. Kontribusi individual variansi dan entropi terhadap kinerja ALPIT belum diisolasi melalui studi ablasi. Analisis tersebut menjadi bagian dari pengembangan lanjutan untuk mengkaji sensitivitas masing-masing komponen secara lebih mendalam.

Selanjutnya, titik jangkar adaptif ditentukan menggunakan rata-rata intensitas, standar deviasi, dan entropi ternormalisasi sebagai

$$\beta = \begin{cases} \mu + 3(1 - H_n)\sigma, & \mu < 0,5 \\ \mu - 3(1 - H_n)\sigma, & \mu \geq 0,5 \end{cases}\quad (12)$$

dengan H_n menyatakan entropi ternormalisasi sebagaimana didefinisikan pada Persamaan (7). Titik jangkar adaptif β ditentukan berdasarkan posisi rata-rata intensitas μ , standar deviasi σ , dan entropi ternormalisasi H_n . Untuk citra dengan $\mu < 0,5$, pergeseran diarahkan ke intensitas yang lebih tinggi sehingga $\beta \geq \mu$. Sebaliknya, untuk citra dengan $\mu \geq 0,5$, pergeseran

diarahkan ke intensitas yang lebih rendah sehingga $\beta \leq \mu$. Dengan demikian, titik jangkar tidak ditetapkan selalu lebih besar dari rata-rata, tetapi disesuaikan secara adaptif berdasarkan karakteristik distribusi intensitas citra.

Nilai titik jangkar awal β^* dapat berada di luar domain intensitas ternormalisasi akibat besarnya pergeseran yang dipengaruhi oleh σ dan H_n . Untuk memastikan titik jangkar tetap berada pada interior domain intensitas, digunakan operasi clipping sebagai berikut:

$$\beta = \min \left(\max \left(\beta^*, \frac{1}{L-1} \right), \frac{L-2}{L-1} \right), \quad (13)$$

dengan L menyatakan jumlah tingkat intensitas. Pembatasan tersebut menjamin

$$\frac{1}{L-1} \leq \beta \leq \frac{L-2}{L-1} \quad (14)$$

sehingga secara langsung diperoleh $0 < \beta < 1$. Untuk citra 8-bit ($L = 256$), batas clipping tersebut menjadi $[1/255, 254/255]$. Pemilihan batas interior ini menjaga titik jangkar tetap berjarak satu tingkat intensitas ternormalisasi dari kedua batas domain, sehingga syarat domain fungsi transformasi tetap terpenuhi.

Fungsi transformasi pada Persamaan (8) dirancang dengan memenuhi kondisi batas $T(0) = 0$, $T(\mu) = \beta$, dan $T(1) = 1$. Kondisi $T(\mu) = \beta$ memastikan kedua ruas fungsi memiliki nilai yang sama pada titik transisi $r = \mu$, sehingga fungsi transformasi bersifat kontinu pada titik tersebut. Untuk $0 < \mu < 1$, $0 < \beta < 1$, serta $\gamma_1, \gamma_2 > 0$, turunan masing-masing ruas bernilai positif pada interior wilayah transformasi. Dengan demikian, fungsi ALPIT bersifat strictly increasing pada domain intensitas kontinu, sehingga untuk setiap $r_1 < r_2$ berlaku $T(r_1) < T(r_2)$. Oleh karena itu, urutan relatif intensitas dipertahankan pada domain kontinu sebelum proses kuantisasi.

Pada implementasi, hasil transformasi kontinu dikonversi kembali ke intensitas 8-bit melalui *clipping* dan pembulatan. Proses kuantisasi tersebut dapat menyebabkan beberapa nilai intensitas berbeda pada domain kontinu dipetakan ke nilai 8-bit yang sama. Oleh karena itu, sifat *strictly increasing* tidak selalu dipertahankan setelah kuantisasi, dan sifat yang dijamin pada domain diskrit adalah *nondecreasing*. Kondisi ini membedakan preservasi urutan pada fungsi kontinu dengan preservasi urutan pada representasi intensitas 8-bit.

Evaluasi Kinerja

Kinerja metode ALPIT dievaluasi secara visual dan kuantitatif. Evaluasi visual dilakukan untuk mengamati peningkatan visibilitas detail pada area gelap, perubahan kontras, kemampuan mempertahankan struktur citra, serta potensi munculnya artefak setelah proses peningkatan kualitas. Evaluasi kuantitatif difokuskan pada dua karakteristik yang menjadi tujuan perancangan ALPIT, yaitu preservasi struktur citra dan preservasi urutan tingkat kecerahan (*light order*), yang masing-masing dievaluasi menggunakan *Structural Similarity Index Measure* (SSIM) dan *Lightness Order Error* (LOE). Dalam penelitian ini, interpretasi evaluasi visual dipadukan dengan metrik SSIM dan LOE untuk menilai karakteristik peningkatan citra yang menjadi fokus ALPIT.

SSIM digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan struktur antara citra hasil peningkatan dan citra masukan dengan mempertimbangkan aspek pencahayaan, kontras, dan struktur lokal (Wang et al., 2004). SSIM dihitung menggunakan persamaan berikut.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (15)$$

dengan μ_x dan μ_y masing-masing menyatakan rata-rata intensitas citra masukan dan citra hasil peningkatan, σ_x^2 dan σ_y^2 merupakan variansi masing-masing citra, σ_{xy} menyatakan kovariansi kedua citra, sedangkan C_1 dan C_2 merupakan konstanta untuk menjaga stabilitas numerik (Wang et al., 2004).

Dalam penelitian ini, citra masukan digunakan sebagai *reference surrogate*, bukan sebagai *ground truth*, karena tidak tersedia citra referensi yang merepresentasikan kondisi pencahayaan ideal. Oleh karena itu, nilai SSIM diinterpretasikan sebagai ukuran preservasi struktur citra setelah transformasi, bukan sebagai ukuran keberhasilan peningkatan kualitas secara keseluruhan. Nilai SSIM berada pada rentang $[0,1]$, di mana nilai yang semakin mendekati 1 menunjukkan kemiripan struktur yang semakin tinggi terhadap citra masukan. Dengan demikian, nilai SSIM yang tinggi tidak secara langsung menunjukkan bahwa kualitas *enhancement* lebih baik, karena transformasi yang sangat kecil atau identitas dapat menghasilkan nilai SSIM yang tinggi.

Selain mempertahankan struktur citra, penelitian ini juga mengevaluasi kemampuan metode dalam mempertahankan urutan tingkat kecerahan (*light order*) menggunakan LOE. Metrik ini mengukur perubahan hubungan tingkat kecerahan antarpiksel sebelum dan sesudah proses transformasi, sehingga sesuai dengan tujuan ALPIT yang dirancang untuk mempertahankan *light order* selama proses peningkatan kualitas citra (Guo, Li & Ling, 2017). Pada penelitian ini, tingkat kecerahan (*lightness*) direpresentasikan oleh nilai intensitas pada citra *grayscale*. Untuk mengurangi beban komputasi, citra masukan dan citra hasil peningkatan terlebih dahulu di-*downsampling* menjadi ukuran 50×50 piksel. Untuk setiap piksel pada koordinat (x, y) , hubungan tingkat kecerahannya dibandingkan dengan seluruh piksel pada citra. Perubahan hubungan antara citra masukan dan citra hasil peningkatan digunakan untuk menentukan nilai $RD(x, y)$, yaitu jumlah perubahan hubungan tingkat kecerahan pada piksel (x, y) . Perubahan tersebut ditentukan menggunakan indikator hubungan intensitas yang kemudian dibandingkan menggunakan operasi XOR. Dengan demikian, $RD(x, y)$ bernilai lebih besar ketika semakin banyak hubungan tingkat kecerahan piksel (x, y) terhadap piksel lainnya berubah setelah proses transformasi. Nilai LOE kemudian diperoleh dengan merata-ratakan $RD(x, y)$ untuk seluruh piksel, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (16).

$$LOE = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N RD(x, y) \quad (16)$$

dengan M dan N masing-masing menyatakan jumlah baris dan kolom citra setelah *downsampling*, sedangkan $RD(x, y)$ menyatakan jumlah perubahan hubungan tingkat kecerahan antara piksel pada koordinat (x, y) dan seluruh piksel lainnya. Pada

implementasinya, hubungan tingkat kecerahan ditentukan menggunakan operator $\geq$, sehingga piksel dengan intensitas yang sama (*ties*) diperlakukan sebagai hubungan yang sama. Operasi XOR menghasilkan nilai satu ketika hubungan pada citra masukan berbeda dengan hubungan pada citra hasil peningkatan, dan nol ketika hubungan tersebut tetap. Dengan ukuran citra 50×50 , terdapat 2.500 piksel yang masing-masing dibandingkan terhadap 2.500 piksel, sehingga perhitungan hubungan antarpiksel memiliki kompleksitas $O(N_p^2)$, dengan $N_p = MN$ merupakan jumlah piksel setelah *downsampling*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil peningkatan kualitas citra menggunakan metode ALPIT, GC, dan CLAHE ditunjukkan pada [Gambar 2](#), sedangkan perubahan distribusi intensitas setiap metode ditampilkan pada [Gambar 3](#). Perbandingan kinerja kuantitatif berdasarkan metrik SSIM dan LOE disajikan pada [Tabel 1](#).



Gambar 2. Perbandingan Citra Original, Hasil ALPIT, GC, dan CLAHE

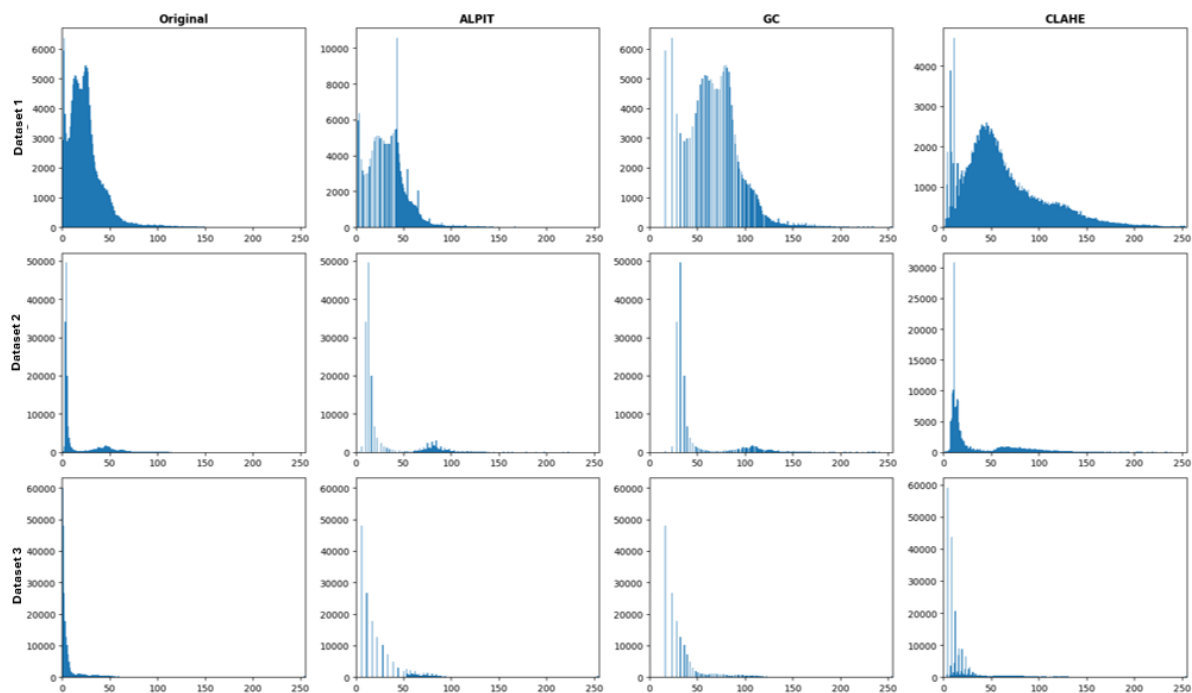
Berdasarkan [Gambar 2](#), ketiga metode menghasilkan karakteristik peningkatan kualitas citra yang berbeda. Metode GC meningkatkan tingkat kecerahan melalui transformasi intensitas global sehingga objek pada area gelap menjadi lebih terlihat dibandingkan citra asli. Namun, karena transformasi diterapkan secara seragam pada seluruh rentang intensitas, peningkatan kontras masih relatif terbatas sehingga beberapa detail pada area gelap belum dapat ditampilkan secara optimal, terutama pada [Dataset 2](#) dan [Dataset 3](#).

Sebaliknya, CLAHE menghasilkan peningkatan kontras lokal yang lebih agresif melalui proses pemerataan histogram pada setiap blok citra. Pendekatan ini mampu memperjelas tekstur dan detail objek pada beberapa bagian citra, namun juga menyebabkan peningkatan derau

(noise) dan perubahan distribusi intensitas yang lebih besar pada beberapa wilayah citra. Kondisi tersebut terlihat pada [Dataset 1](#) dan [Dataset 3](#), di mana tekstur permukaan dan area latar belakang tampak lebih kasar dibandingkan hasil ALPIT.

Berbeda dengan kedua metode pembanding, ALPIT menghasilkan peningkatan kualitas citra yang lebih seimbang. Detail pada area gelap menjadi lebih terlihat, sedangkan area terang tetap mempertahankan karakteristik visualnya tanpa mengalami peningkatan intensitas yang berlebihan (*over-enhancement*). Secara visual, peningkatan intensitas pada hasil ALPIT lebih terfokus pada wilayah dengan tingkat pencahayaan rendah, sementara perubahan pada wilayah terang relatif terkendali.

Karakteristik tersebut juga terlihat pada distribusi histogram yang ditunjukkan pada [Gambar 3](#). Histogram hasil GC mengalami pergeseran menuju rentang intensitas menengah akibat transformasi intensitas global. Histogram CLAHE memiliki penyebaran yang lebih luas sebagai akibat dari proses pemerataan histogram lokal sehingga menghasilkan peningkatan kontras yang lebih agresif. Sementara itu, histogram ALPIT bergeser secara lebih terkendali menuju rentang intensitas menengah tanpa distribusi ulang yang berlebihan. Pergeseran tersebut menunjukkan bahwa fungsi transformasi ALPIT mampu memperluas distribusi intensitas pada wilayah gelap sekaligus mempertahankan distribusi intensitas pada wilayah terang sehingga menghasilkan peningkatan kontras yang lebih proporsional.



Gambar 3. Perbandingan Distribusi Intensitas Citra Original, Hasil ALPIT, GC, dan CLAHE

Hasil evaluasi kuantitatif pada [Tabel 1](#) menunjukkan bahwa, pada tiga citra yang diuji, ALPIT memperoleh nilai SSIM rata-rata tertinggi dibandingkan GC dan CLAHE. Berdasarkan metrik SSIM, ALPIT memperoleh nilai 0,8864, 0,6376, dan 0,4912 pada [Dataset 1](#), [Dataset 2](#), dan [Dataset 3](#), dengan nilai rata-rata 0,6717. Nilai tersebut lebih tinggi dibandingkan GC yang memperoleh rata-rata 0,3992 dan CLAHE sebesar 0,4755. Pada [Dataset 2](#), nilai SSIM ALPIT

sebesar 0,6376 hanya sedikit lebih tinggi dibandingkan CLAHE sebesar 0,6262, yang menunjukkan bahwa perbedaan kinerja kedua metode pada citra tersebut relatif kecil. Secara deskriptif, nilai tersebut menunjukkan bahwa ALPIT mempertahankan kemiripan struktur terhadap citra masukan pada ketiga citra yang diuji.

Tabel 1. Perbandingan kinerja kuantitatif berdasarkan metrik SSIM dan LOE

Dataset	SSIM			LOE		
	ALPIT	GC	CLAHE	ALPIT	GC	CLAHE
1	0,8864	0,4873	0,4430	61,9688	89,1768	234,7336
2	0,6376	0,3857	0,6262	115,3852	136,6732	253,4040
3	0,4912	0,3246	0,3572	136,2056	157,3080	139,6232
Rata-rata	0,6717	0,3992	0,4755	104,5199	127,7193	209,2536

Berdasarkan metrik LOE, ALPIT juga menghasilkan nilai terendah pada seluruh dataset yang diuji, yaitu 61,9688, 115,3852, dan 136,2056, dengan nilai rata-rata sebesar 104,5199. Sebagai perbandingan, GC memperoleh rata-rata LOE sebesar 127,7193, sedangkan CLAHE menghasilkan rata-rata 209,2536. Pada data pengujian, nilai LOE ALPIT yang lebih rendah menunjukkan perubahan urutan tingkat kecerahan yang lebih kecil dibandingkan GC dan CLAHE.

Secara teoritis, fungsi transformasi ALPIT yang *strictly increasing* mempertahankan urutan relatif intensitas antarpiksel pada domain kontinu. Hal ini dikonfirmasi melalui pengujian sintesis, di mana transformasi monotonik pada domain kontinu menghasilkan nilai LOE sebesar 0. Namun, pada implementasi ALPIT, hasil transformasi dikonversi ke representasi intensitas 8-bit melalui pembulatan sebelum evaluasi. Proses kuantisasi tersebut dapat memetakan beberapa nilai intensitas yang berbeda pada domain kontinu menjadi nilai 8-bit yang sama (*ties*). Karena implementasi LOE menggunakan operator $\geq$ dan operasi XOR, perubahan hubungan yang melibatkan *ties* tersebut dapat terdeteksi sebagai perbedaan *relative order* dan menghasilkan nilai LOE yang tidak nol. Pengujian sintesis menunjukkan bahwa kuantisasi 8-bit pada transformasi monoton menghasilkan LOE sebesar 1,8447, sedangkan penambahan proses *downsampling* menghasilkan LOE sebesar 0,7578 pada konfigurasi pengujian yang digunakan. Sebaliknya, *downsampling* tanpa kuantisasi menghasilkan LOE sebesar 0, sehingga pada pengujian sintesis ini kuantisasi merupakan faktor utama yang menghasilkan LOE tidak nol.

Dalam rancangan ALPIT, rata-rata intensitas, variansi, dan entropi ternormalisasi digunakan sebagai karakteristik distribusi citra untuk menentukan *adaptive anchor point*. Titik jangkar tersebut kemudian digunakan dalam pembentukan fungsi transformasi *piecewise* sehingga pemetaan intensitas dapat disesuaikan dengan kondisi pencahayaan citra. Pada tiga citra yang diuji, penerapan mekanisme tersebut menghasilkan peningkatan intensitas pada wilayah gelap, sedangkan perubahan intensitas pada wilayah terang relatif terkendali. Hasil visual dan kuantitatif pada data pengujian menunjukkan bahwa perilaku tersebut disertai dengan preservasi struktur dan *light order* yang lebih baik berdasarkan metrik yang digunakan. Namun, hasil ini belum dapat digunakan untuk mengatribusikan peningkatan kinerja secara

individual kepada variansi, entropi, atau komponen statistik tertentu karena studi ablasi belum dilakukan.

Secara keseluruhan, hasil visual pada [Gambar 2](#), distribusi histogram pada [Gambar 3](#), serta hasil evaluasi kuantitatif pada Tabel 1 menunjukkan bahwa, ALPIT menghasilkan nilai SSIM yang lebih tinggi dan LOE yang lebih rendah dibandingkan GC dan CLAHE pada tiga citra yang diuji dengan konfigurasi *baseline* yang digunakan. ALPIT menunjukkan peningkatan visibilitas objek pada area gelap, preservasi struktur citra, serta perubahan urutan tingkat kecerahan yang lebih rendah dibandingkan metode pembanding pada data pengujian. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penggunaan *adaptive anchor point* memiliki potensi sebagai pendekatan untuk pembentukan fungsi transformasi intensitas pada peningkatan kualitas citra dengan pencahayaan rendah.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan metode *Adaptive Light-Order Preserving Intensity Transformation* (ALPIT) sebagai pendekatan adaptif untuk peningkatan kualitas citra dengan pencahayaan rendah. Metode yang diusulkan membangun fungsi transformasi intensitas *piecewise* menggunakan *adaptive anchor point* yang ditentukan berdasarkan rata-rata intensitas, variansi, dan entropi ternormalisasi. Pendekatan tersebut memungkinkan penyesuaian transformasi terhadap karakteristik distribusi intensitas citra. Pada data pengujian, penyesuaian tersebut menghasilkan peningkatan visibilitas objek pada area gelap dengan perubahan intensitas pada area terang yang relatif terkendali.

Hasil eksperimen pada tiga citra *grayscale* yang diuji dengan dua metode pembanding klasik, yaitu *Gamma Correction* (GC) dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), menunjukkan bahwa ALPIT memperoleh nilai SSIM rata-rata sebesar 0,6717, lebih tinggi dibandingkan GC (0,3992) dan CLAHE (0,4755). Selain itu, ALPIT menghasilkan rata-rata LOE sebesar 104,5199, lebih rendah dibandingkan GC (127,7193) dan CLAHE (209,2536). Hasil visual, distribusi histogram, serta nilai SSIM dan LOE pada data pengujian menunjukkan adanya peningkatan visibilitas area gelap dengan perubahan struktur dan urutan tingkat kecerahan yang relatif terbatas dibandingkan metode pembanding pada konfigurasi pengujian yang digunakan. Hasil tersebut merupakan evaluasi awal dan belum dapat digunakan untuk menggeneralisasikan efektivitas ALPIT pada citra *low-light* secara umum.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, yaitu pengujian masih terbatas pada citra *grayscale* dengan tiga citra uji yang dipilih, menggunakan dua metode pembanding klasik, serta belum melibatkan *ground truth*, evaluasi statistik, dan evaluasi perseptual. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan ALPIT untuk citra berwarna dengan menerapkan transformasi pada ruang warna yang mempertahankan informasi luminansi, seperti HSV atau Lab. Selain itu, mekanisme penentuan *adaptive anchor point* dapat dikembangkan menggunakan parameter statistik yang lebih kompleks atau strategi optimasi adaptif. Evaluasi pada dataset yang lebih besar dan beragam, disertai pengujian statistik dan perseptual serta perbandingan dengan metode berbasis *deep learning*, diperlukan untuk menguji konsistensi dan generalisasi ALPIT pada berbagai kondisi pencahayaan dan aplikasi pengolahan citra.

REFERENSI

- Gonzalez, R.C. & Woods, R.E. 2018, *Digital Image Processing*, 4th edn, Pearson.
<https://mirror.ibcp.fr/pub/CTAN/biblio/bibtex/contrib/persian-bib/Persian-bib-userguide.pdf>
- Guo, J., Ma, J., García-Fernández, Á.F., Zhang, Y. & Liang, H. 2023, A survey on image enhancement for Low-light images, *Heliyon*, vol. 9, no. 4, e14558.
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14558>
- Guo, X., Li, Y. & Ling, H. 2017, LIME: Low-Light Image Enhancement via Illumination Map Estimation, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 26, no. 2, hal. 982–993.
<https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2639450>
- Jia, F., Mao, S., Tai, X.-C. & Zeng, T. 2024, A Variational Model for Nonuniform Low-Light Image Enhancement, *SIAM Journal on Imaging Sciences*, vol. 17, no. 1, hal. 1–30.
<https://doi.org/10.1137/22M1543161>
- Jiang, H., Luo, A., Han, S., Fan, H. & Liu, S. 2023. *Low-Light Image Enhancement with Wavelet-Based Diffusion Models*. *ACM Transactions on Graphics*, vol. 42, no. 6, Article 238, hal. 1–14. <https://doi.org/10.1145/3618373>
- Kim, H., Jeon, Y. & Koh, Y.J. 2024, Image enhancement with intensity transformation on embedding space, *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, vol. 9, no. 1, hal. 101–115. <https://doi.org/10.1049/cit2.12279>
- Li, C., Zhu, J., Bi, L., Zhang, W. & Liu, Y. 2022, A low-light image enhancement method with brightness balance and detail preservation, *PLOS ONE*, vol. 17, no. 5, e0262478.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0262478>
- Li, X., Liu, M. & Ling, Q. 2024, Pixel-Wise Gamma Correction Mapping for Low-Light Image Enhancement, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 34, no. 2, hal. 681–694. <https://doi.org/10.1109/TCSVT.2023.3286802>
- Liang, X., Chen, X., Ren, K., Miao, X., Chen, Z. & Jin, Y. 2023, Low-light image enhancement via adaptive frequency decomposition network, *Scientific Reports*, vol. 13, 14107.
<https://doi.org/10.1038/s41598-023-40899-8>
- Loh, Y.P. & Chan, C.S. 2019, Getting to know low-light images with the Exclusively Dark dataset, *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 178, hal. 30–42.
<https://doi.org/10.1016/j.cviu.2018.10.010>
- Qaisar, Z.H., Khan, R., Mehmood, A., Khan, A. & Ibrahim, M.M. 2025. *A deep adaptive framework for low-light image enhancement in adverse lighting conditions*. *The Visual Computer*, vol. 41, hal. 12109–12124. <https://doi.org/10.1007/s00371-025-04147-6>
- Rasheed, M.T., Shi, D. & Khan, H. 2023, A comprehensive experiment-based review of low-light image enhancement methods and benchmarking low-light image quality assessment, *Signal Processing*, vol. 204, 108821. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2022.108821>
- Shang, K., Shao, M., Qiao, Y. & Liu, H. 2024, Frequency-aware network for low-light image enhancement, *Computers & Graphics*, vol. 118, hal. 210–219.
<https://doi.org/10.1016/j.cag.2023.12.014>

DOI: <https://doi.org/10.63976/jimat.v7i3.1557>

- Shannon, C.E. 1948, A Mathematical Theory of Communication, *Bell System Technical Journal*, vol. 27, no. 3, hal. 379–423. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>
- Tian, Z., Qu, P., Li, J., Sun, Y., Li, G., Liang, Z. & Zhang, W. 2023, A Survey of Deep Learning-Based Low-Light Image Enhancement, *Sensors*, vol. 23, no. 18, 7763. <https://doi.org/10.3390/s23187763>
- Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R. & Simoncelli, E.P. 2004, Image quality assessment: From error visibility to structural similarity, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 4, hal. 600–612. <https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861>
- Wang, Z., Qingge, L., Pan, Q. & Yang, P. 2024, Retinex decomposition based low-light image enhancement by integrating Swin transformer and U-Net-like architecture, *IET Image Processing*, vol. 18, no. 11, hal. 3028–3041. <https://doi.org/10.1049/ipr2.13153>
- Xu, X., Wang, R. & Lu, J. 2023. *Low-Light Image Enhancement via Structure Modeling and Guidance. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2023)*, hal. 9893–9903. <https://doi.org/10.1109/CVPR52729.2023.00954>
- Yin, T.W., Subaramaniam, K.A.P., Shibghatullah, A.S.B. & Mansor, N.F. 2022, Enhancement of Low-Light Image using Homomorphic Filtering, Unsharp Masking, and Gamma Correction, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 13, no. 8. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130864>
- Zhang, X., Qin, H., Yu, Y., Yan, X., Yang, S. & Wang, G. 2023, Unsupervised Low-Light Image Enhancement via Virtual Diffraction Information in Frequency Domain, *Remote Sensing*, vol. 15, no. 14, 3580. <https://doi.org/10.3390/rs15143580>
- Zuiderveld, K. 1994, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, dalam P.S. Heckbert (ed.), *Graphics Gems IV*, Academic Press, hal. 474–485. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-336156-1.50061-6>