

# Peningkatan Pencahayaan Citra Low-Light Berwarna Menggunakan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization dan Retinex Theory

Naufal Hisyam Muzakki, Mukhlis Abdurrahman

*Prodi Informatika, Universitas Sebelas Maret*

*Jalan Ir. Sutami 36A, Kentingan, Jebres, Surakarta, Jawa Tengah, Indonesia*

[naufalhisyammm@student.uns.ac.id](mailto:naufalhisyammm@student.uns.ac.id), [mukhlis.abdrahman@student.uns.ac.id](mailto:mukhlis.abdrahman@student.uns.ac.id)

**Abstrak**— Citra low-light umumnya mengalami penurunan kontras, hilangnya detail, dan peningkatan noise. Metode konvensional seperti *Histogram Equalization* (HE) dan *Adaptive Histogram Equalization* (AHE) dapat meningkatkan kontras, tetapi sering menghasilkan over-enhancement dan amplifikasi noise. Penelitian ini menerapkan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) pada komponen iluminasi (Y) dalam ruang warna YCrCb berdasarkan Retinex Theory untuk meningkatkan pencahayaan tanpa merusak informasi warna. Evaluasi menggunakan LOLDataset dan metrik SSIM menunjukkan bahwa CLAHE memberikan nilai rata-rata tertinggi dibandingkan HE dan AHE, serta menghasilkan visual yang lebih stabil dengan noise lebih rendah. Hasil ini menegaskan bahwa integrasi CLAHE dan Retinex efektif untuk peningkatan citra low-light berwarna.

**Kata Kunci**— low-light image enhancement, pengolahan citra digital, teori retinex, CLAHE

## I. PENDAHULUAN

Citra yang diambil pada lingkungan dengan cahaya rendah seringkali terdegradasi melalui penurunan kontras akibat penyebaran cahaya di lingkungan gelap atau detail yang menghilang akibat pencahayaan yang tidak merata. Padahal banyak informasi yang ingin di proses dalam citra yang diambil pada kondisi cahaya minim. Hal ini dapat menghambat proses analisis yang dilakukan oleh sistem atau manusia, seperti pada sistem Computer Vision, Kamera lalu

lintas pada malam hari, dan pengolahan citra medis dengan pencahayaan yang minim [1].

Meningkatkan kejelasan informasi pada citra dengan pencahayaan minim bukanlah hal yang mudah. Hal ini disebabkan citra dengan cahaya rendah memiliki karakteristik berupa kontras pencahayaan yang rendah, resolusi yang rendah, tingkat noise yang tinggi, serta potensi overexposure akibat penguatan sinyal pada kondisi cahaya yang lemah [2]. Upaya untuk memperbaiki salah satu aspek tersebut seringkali justru memperburuk aspek lainnya [3].

*Histogram Equalization* (HE) merupakan salah satu metode untuk meningkatkan pencahayaan citra. HE meningkatkan pencahayaan dengan cara memperbesar kontras antara bagian gelap dan bagian terang dari citra. Kontras tersebut diperbesar dengan mendistribusikan ulang intensitas piksel secara global. Namun, peningkatan kontras secara global dapat menimbulkan efek samping yang tidak diinginkan, seperti noise yang tinggi dan perbedaan pencahayaan yang terlalu ekstrem [5].

*Adaptive Histogram Equalization* (AHE) diusulkan untuk meningkatkan pencahayaan secara lokal dengan harapan untuk menghindari pencahayaan yang berlebihan pada area yang sudah terang. namun masalah lain muncul, AHE. Sejumlah studi menunjukkan bahwa amplifikasi noise pada area gelap merupakan masalah utama dari metode AHE [1, 2, 3]. AHE dalam banyak kasus dapat memberikan hasil

yang bahkan lebih buruk daripada HE pada citra dengan pencahayaan sangat rendah.

*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) kemudian diperkenalkan sebagai solusi untuk mengurangi efek negatif amplifikasi kontras berlebihan pada AHE. pembatasan kontras yang dilakukan CLAHE dapat mengurangi *noise* yang berlebihan pada area gelap [4]. Metode CLAHE akan digunakan pada penelitian ini untuk meningkatkan kecerahan dari citra *low-light* berwarna.

Metode *Histogram Equalization* (HE), dan variasinya pada dasarnya dirancang untuk bekerja pada citra grayscale [5]. Hal ini karena ketiga metode tersebut hanya memproses distribusi intensitas tunggal dan tidak mempertimbangkan informasi warna. *Retinex Theory* adalah solusi untuk permasalahan itu. *Retinex Theory* memodelkan citra sebagai kombinasi antara komponen refleksi dan komponen iluminasi [1, 2, 3]. Dengan memisahkan kedua komponen ini, iluminasi dapat diproses tanpa mengubah informasi refleksi yang memuat struktur dan warna asli citram, sehingga memungkinkan metode HE dan variasinya dapat diterapkan pada citra berwarna dengan memproses hanya komponen iluminasi saja [7].

## II. Metodologi Penelitian

### A. Retinex Theory

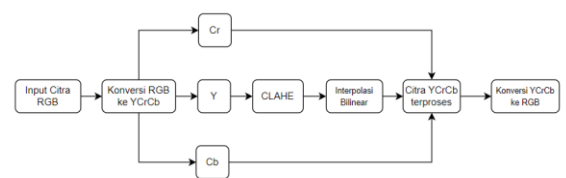
*Retinex Theory* adalah metode yang memisahkan citra menjadi komponen refleksi dan iluminasi [1]. *Retinex* dapat dituliskan sebagai:

$$H = R \cdot L$$

dimana H adalah citra asli, R adalah citra yang memuat informasi refleksi dari citra H, dan L adalah citra yang memuat informasi iluminasi dari citra H. Dengan memisahkan citra menjadi dua komponen ini, kita dapat

menerapkan metode pemrosesan citra pada salah satu komponen saja [1], kemudian menggabungkannya kembali untuk mendapatkan citra H yang telah diproses.

Untuk meningkatkan pencahayaan citra *low-light* berwarna, citra berwarna RGB dikonversi ke ruang warna YCrCb, di mana Y merupakan komponen yang memuat informasi iluminasi [9, 10]. Metode CLAHE kemudian diterapkan pada komponen Y, setelah itu komponen Y yang sudah diproses digabungkan kembali dengan komponen Cr dan Cb, dan citra hasilnya dikonversi kembali ke format RGB. Diagram prosesnya dapat dilihat pada gambar 1.



**Gambar 1.** Diagram proses peningkatan pencahayaan sebuah gambar *low-light* RGB

### B. RGB

Ruang warna RGB (Red, Green, Blue) adalah model warna aditif yang digunakan pada citra digital. Setiap piksel direpresentasikan oleh tiga komponen intensitas cahaya, yaitu merah (R), hijau (G), dan biru (B). Secara umum, nilai warna pada sebuah piksel dapat dinyatakan sebagai vektor 3 komponen seperti ini [5, 8]:

$$C_{RGB} = \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

Meskipun representasi ini sesuai untuk proses tampilan, pemrosesan citra pada ruang RGB kurang efisien karena informasi iluminasi dan chrominance tercampur dalam ketiga komponen tersebut. Oleh

karena itu, citra dikonversi ke ruang warna yang memisahkan iluminasi, yaitu YCrCb [5].

### C. YCrCb

Ruang warna YCrCb memecah citra menjadi satu komponen luminance (Y) dan dua komponen chrominance (Cr dan Cb). Komponen Y memuat informasi iluminasi dari citra, sementara Cr dan Cb menyimpan informasi warna [9, 10].

Komponen Y diperoleh sebagai iluminasi sebuah gambar, dan komponen inilah yang akan di-enhance menggunakan CLAHE. Komponen Cr dan Cb dipertahankan agar warna citra tetap konsisten [9].

Konversi dari RGB ke YCrCb dilakukan menggunakan transformasi linear berikut:

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B$$

$$Cr = (R - Y) \times 0.713 + 128$$

$$Cb = (B - Y) \times 0.564 + 128$$

Sebaliknya, konversi kembali ke RGB dapat dinyatakan sebagai:

$$R = Y + 1.403(Cr - 128)$$

$$G = Y - 0.344(Cb - 128) - 0.714(Cr - 128)$$

$$B = Y + 1.773(Cb - 128)$$

Setelah komponen Y ditingkatkan menggunakan metode CLAHE, ketiga komponen Y, Cr, dan Cb digabungkan kembali, kemudian dikonversi lagi ke ruang RGB untuk menghasilkan citra akhir [5, 9].

### D. Histogram Equalization (HE)

*Histogram Equalization* adalah Fungsi transformasi  $T$  yang menyesuaikan nilai intensitas sebuah piksel berdasarkan distribusi seluruh intensitas piksel pada *level grayscale* [5]. Fungsi transformasi  $T$  ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$T(r_k) = F(r_k)(L - 1) \quad (1)$$

Dimana  $L$  adalah jumlah *bin* pada histogram  $h$ ,  $k$  adalah indeks bin pada histogram  $h$  dimana  $0 \leq k \leq L - 1$ . Definisi histogram  $h$  dapat dilihat pada persamaan (4).  $r_k$  adalah nilai intensitas piksel yang dikelompokkan pada bin ke- $k$ . Sedangkan,  $F(r_k)$  adalah *Cumulative Distribution Function* (CDF) yang didefinisikan pada persamaan (2).

$$F(r_k) = \sum_{j=0}^k p(r_j) \quad (2)$$

Dimana  $p(r_k)$  adalah probabilitas sebuah piksel yang muncul dengan intensitas  $r_k$  di dalam citra. Probabilitas tersebut dapat dihitung melalui persamaan

$$p(r_k) = \frac{h(r_k)}{MN} \quad (3)$$

Dimana  $M$  dan  $N$  adalah kolom dan baris dari sebuah citra.  $h$  adalah histogram yang memiliki bin sebesar  $L$ . histogram  $h$  dapat didefinisikan sebagai

$$h(r_k) = n_k \quad (4)$$

Dimana  $n_k$  adalah frekuensi munculnya piksel  $r_k$ . Berdasarkan persamaan (2), persamaan transformasi  $T$  pada persamaan (1) dapat ditulis ulang menjadi

$$T(r_k) = (L - 1) \sum_{j=0}^k p(r_j) \quad (5)$$

#### E. Adaptive Histogram Equalization (AHE)

*Adaptive Histogram Equalization* meningkatkan pencahayaan citra dengan cara menyesuaikan kontras secara lokal. lokalitas sebuah piksel direpresentasikan dengan cara membagi citra  $I$  menjadi  $N$  citra yang lebih kecil. Anggap  $P_i$  merupakan sub-citra dari citra  $I$ , Secara umum citra  $P_i$  memiliki ukuran  $n \times n$  [4]. Fungsi  $P(\cdot)$  yang mengubah citra  $I$  menjadi set sub-citra  $P_i$  dimana  $i = 1, 2, 3, \dots, N$  diekspresikan sebagai

$$P(I) = \{P_1, P_2, P_3, \dots, P_N\} \quad (6)$$

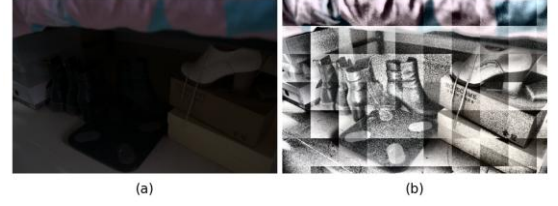
Selanjutnya, Histogram Equalization akan diterapkan ke seluruh sub-citra  $P_i$ . Anggap  $r_k$  adalah intensitas piksel dalam citra  $P_i$ , Histogram Equalization untuk sub-citra  $P_i$  dapat didefinisikan sebagai

$$T_i(r_k) = (L - 1) \sum_{j=0}^k p_i(r_j) \quad (7)$$

Dimana  $T_i$  adalah transformasi HE untuk seluruh piksel pada sub-citra  $P_i$ ,  $p_i(\cdot)$  merupakan probabilitas piksel dengan intensitas  $r_k$  yang muncul pada sub-citra  $P_i$ . Citra asli akan direkonstruksi kembali melalui fungsi  $R(\cdot)$  yang didefinisikan sebagai

$$I' = R(\{T_1, T_1, T_1, \dots, T_N\}) \quad (8)$$

Dimana  $T_i$  merupakan histogram sub-citra  $P_i$  setelah transformasi. Fungsi  $R(\cdot)$  bisa berupa fungsi penyatuan naif atau *bilinear interpolation* yang menyatukan sub-citra  $P_i$  *non-overlap*.



**Gambar 2.** Perbandingan citra *low-light* (a) dan citra hasil AHE (b) dengan pembagian sub-citra berukuran  $64 \times 64$  *non-overlap* menggunakan penyatuan naif.

Gambar 2(b) menunjukkan hasil penerapan fungsi dari persamaan (7) pada Gambar 2(a). Pendekatan penyatuan naif tanpa overlap pada Gambar 2(b) menimbulkan artefak berupa garis batas antar-grid. Untuk mengurangi artefak tersebut, histogram sub-citra yang didapatkan dari *Histogram Equalization* dikomputasi ulang menggunakan interpolasi bilinear, sehingga efek batas grid menghilang. seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.

#### F. Bilinear Interpolation

Interpolasi bilinear atau interpolasi bilinear adalah metode yang mengestimasi intensitas sebuah koordinat interpolasi yang menggunakan empat koordinat tetangga terdekat [5]. Interpolasi bilinear yang digunakan AHE adalah mengkombinasikan hasil pemetaan intensitas dari empat sub-citra terdekat  $s$  [4]. persamaan dituliskan sebagai berikut:

$$s' = (1 - y)(1 - x)g_a(s) + xg_b(s) + y((1 - x)g_c(s) + xg_d(s)) \quad (9)$$

Dimana  $s$  adalah Nilai intensitas piksel asli sebelum dilakukan proses peningkatan kontras.  $s'$  Nilai intensitas piksel setelah proses interpolasi.  $x$  adalah Koefisien bobot interpolasi secara horizontal pada rentang  $0 \leq x \leq 1$ .  $y$  Koefisien bobot interpolasi secara vertikal yang bernilai real pada rentang  $0 \leq y \leq 1$ ,  $g_a, g_b, g_c$ , dan  $g_d$  adalah histogram pada empat sub-citra terdekat.



**Gambar 3.** penerapan AHE dengan interpolasi bilinear pada gambar 2(a)

Meskipun peningkatan citra low-light pada gambar 3 secara subjektif membuat citra tampak lebih jelas, Gambar yang dihasilkan oleh metode AHE menghasilkan amplifikasi *background noise* yang tinggi terutama pada area gelap. Dalam beberapa kasus, tingginya *background noise* mungkin tidak menjadi masalah selama informasi pada citra masih dapat terlihat dengan jelas [4]. Namun, ada beberapa kasus dimana *background noise* yang dihasilkan terasa mengganggu dan berpotensi menutupi informasi yang dibutuhkan [13].

Permasalahan *background noise* yang tinggi ini merupakan kendala terbesar pada metode AHE hingga saat ini. Oleh karena itu, variasi dari AHE dikembangkan untuk mengatasi masalah ini, yaitu *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) [4].

#### G. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

CLAHE bertujuan untuk mengatasi kelemahan terbesar AHE, yaitu amplifikasi *background noise* yang tinggi. CLAHE mengatasi masalah ini dengan cara membatasi jumlah dari seluruh nilai piksel ( $n_k$ ) menggunakan sebuah variabel. variabel tersebut disebut *clip limit* [4, 6].

Anggap  $\beta$  adalah *clip limit* untuk semua bin sebanyak  $L$  di dalam histogram  $h$ , untuk menghitung *excess* atau jumlah selisih dari frekuensi bin ke- $k$  ( $n_k$ ) dan  $\beta$  dimana  $n_k > \beta$ . Persamaan untuk mencari *excess* adalah

$$E = \sum_{k=0}^{L-1} \max(0, n_k - \beta) \quad (10)$$

Untuk mencari nilai *clip limit*  $\beta$  dari histogram  $h$  dapat didefinisikan sebagai persamaan (10)

$$\beta = \frac{MN}{L} \left( 1 + \frac{\alpha}{100} (S_{max} - 1) \right) \quad (11)$$

Dimana  $MN$  adalah jumlah piksel dari sebuah citra  $M \times N$ ,  $L$  adalah jumlah *bins* pada histogram  $h$ ,  $\alpha$  adalah *clip factor*, dan  $S_{max}$  adalah maksimum gradien CDF.

Selanjutnya, *excess*  $E$  yang didapatkan dari persamaan (9) akan didistribusikan kembali secara merata ke setiap  $n_k$  di histogram  $h$ . Sehingga, histogram baru  $h'$  terbuat. histogram  $h'$  didefinisikan sebagai

$$h'(r_k) = h(r_k) + \frac{E}{L} \quad (12)$$

Untuk menghitung Probabilitas sebuah piksel yang muncul dengan intensitas  $r_k$  pada histogram  $h'$ , fungsi probabilitas didefinisikan sebagai

$$p'(r_k) = \frac{h'(r_k)}{MN} \quad (13)$$

Begitu juga untuk fungsi Transformasi  $T_i$ , Fungsi  $T_i$  dapat ditulis ulang menjadi

$$T_i(r_k) = (L - 1) \sum_{j=0}^k p'_i(r_j) \quad (14)$$

Setelah transformasi diterapkan ke setiap piksel pada setiap sub-citra, sub-citra digabungkan dengan cara yang sama seperti AHE, yakni fungsi  $R$  pada persamaan (8).

#### H. Evaluasi dan Dataset

Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Structural Symmetry* (SSIM) dengan membandingkan hasil metode yang diusulkan terhadap beberapa algoritma peningkatan citra low-light yang telah ada sebelumnya. Selain SSIM, evaluasi kualitatif juga dilakukan melalui perbandingan hasil visual untuk menilai peningkatan kecerahan, kontras, serta detail citra. Hasil eksperimen kemudian dianalisis untuk menunjukkan keunggulan metode yang diusulkan dibandingkan metode pembandingan, baik secara kuantitatif maupun kualitatif.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah *LOLDataset* [7], yang menyediakan pasangan citra *low-light* dan citra acuan dengan pencahayaan bagus. pasangan citra low-light dan citra acuan ini memungkinkan evaluasi menggunakan perhitungan SSIM dapat dilakukan. Karena perhitungan SSIM memerlukan perbandingan langsung antara citra hasil peningkatan dan citra acuan.

#### I. Structural Similarity Index Measure (SSIM)

*Structural Similarity Index Measure* (SSIM) adalah metrik yang digunakan untuk menilai kualitas citra dengan meniru persepsi visual manusia. Berbeda dengan PSNR yang hanya bergantung pada selisih nilai piksel, SSIM mengevaluasi kemiripan struktur, luminance, dan kontras antara dua citra [11]. SSIM menghasilkan nilai antara  $-1$  hingga  $1$ , di mana nilai mendekati  $1$  menunjukkan tingkat kemiripan yang tinggi [12].

SSIM antara dua citra  $x$  dan  $y$  didefinisikan sebagai:

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

dengan  $\mu_x\mu_y$  sebagai rata-rata intensitas,  $\sigma_x^2, \sigma_y^2$  varians intensitas,  $\sigma_{xy}$  kovarians antara citra, dan  $C_1, C_2$  sebagai konstanta untuk menstabilkan perhitungan saat penyebut mendekati nol.

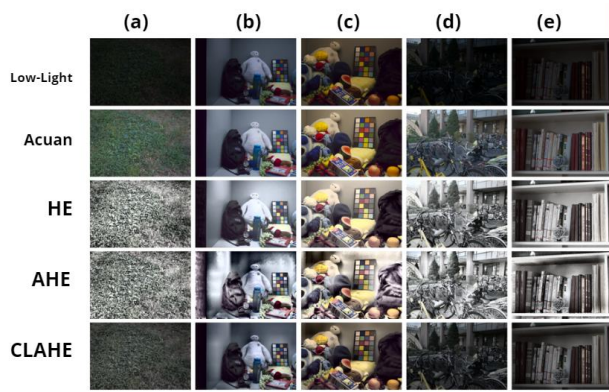
SSIM mengevaluasi 3 komponen utama, yaitu: Luminance similarity, Contrast similarity, Structural similarity. Ketiga komponen tersebut digabungkan sehingga SSIM lebih representatif terhadap persepsi kualitas citra manusia dibandingkan PSNR yang fokus pada kesalahan piksel [11, 14].

Dalam konteks peningkatan citra low-light, SSIM digunakan untuk menilai apakah struktur dan detail citra hasil enhancement tetap terjaga serta seberapa dekat pola visualnya dibandingkan dengan citra acuan.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Kami akan menerapkan algoritma *Histogram Equation* (HE), *Adaptive Histogram Equation* (AHE), dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equation* (CLAHE) ke seluruh citra di dalam dataset *LOLDataset* dengan catatan, parameter  $\alpha$  dan  $S_{max}$  masing-masing bernilai 200 dan 3 untuk metode CLAHE. setelah itu, kami menghitung rata-rata dari seluruh SSIM dari ketiga metode yang dibandingkan dan juga mengambil lima citra terbaik yang dihasilkan CLAHE berdasarkan metrik SSIM. Selanjutnya lima citra tersebut dipresentasikan visual seperti yang dapat dilihat di gambar 4.





**Gambar 4.** Hasil Eksperimen peningkatan cahaya citra *low-light* berwarna

Metode	citra a	citra b	citra c	citra d	citra e	AVG (788 citra)
HE	0.4631	0.8060	0.7868	0.6496	0.5988	0.4444
AHE	0.4482	0.4844	0.5221	0.5361	0.4629	0.2817
CLAHE	0.8856	0.8351	0.8364	0.6557	0.7924	0.4707

Berdasarkan hasil perhitungan SSIM terhadap 788 citra dalam LOLDataset, dapat diamati bahwa metode CLAHE menghasilkan nilai tertinggi. ini mengindikasikan CLAHE memiliki performa terbaik dari dua metode pendahulu HE dan AHE dalam meningkatkan pencahayaan *low-light* berwarna.

Pada Gambar 4, dapat dilihat bahwa CLAHE tidak memiliki *over-enhancement* atau kontras yang terlalu tinggi seperti HE dan tidak menunjukkan artefak *background noise* terutama pada area gelap seperti AHE. Selain itu, dapat dilihat bahwa pada citra (d) dan (e) di kedua metode HE dan metode AHE kehilangan informasi warna dan terlihat seperti citra grayscale setelah iluminasi Y yang telah ditingkatkan digabungkan kembali dengan refleksi CrCb.

Ketika nilai iluminasi Y ditingkatkan secara berlebihan melalui metode HE dan AHE, kanal Y cenderung mendominasi komponen warna CrCb, sehingga informasi warna tidak dapat direkonstruksi dengan baik akibat terjadinya *oversaturation*. Kondisi ini menyebabkan citra

hasil tampak seperti grayscale. Sebaliknya, CLAHE menghasilkan peningkatan iluminasi yang lebih moderat dan mampu mempertahankan informasi warna, meskipun masih terlihat sedikit keabuan. Untuk mengatasi keterbatasan ini, pengolahan tambahan pada komponen refleksi berpotensi dapat dikembangkan untuk meningkatkan saturasi warna.

#### IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Metode CLAHE menunjukkan kinerja terbaik dibandingkan HE dan AHE, dengan nilai SSIM rata-rata tertinggi serta kualitas visual yang lebih stabil. CLAHE mampu meningkatkan iluminasi tanpa menghasilkan *over-enhancement* maupun artefak noise berlebih, dan lebih baik dalam mempertahankan informasi warna pada citra *low-light*. Kami sarankan untuk mengembangkan metode yang dapat meningkatkan saturasi warna yang diterapkan pada komponen refleksi.

#### V. TINJAUAN PUSTAKA

- [1] S. Liu, W. Long, L. He, Y. Li, and W. Ding, "Retinex-based fast algorithm for low-light image enhancement," *Entropy*, vol. 23, no. 6, p. 746, Jun. 2021, doi: 10.3390/e23060746.
- [2] 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," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 10, p. 5257, May 2022, doi: 10.3390/app12105257.
- [3] Y. Wang, Y. Cao, Z.-J. Zha, J. Zhang, Z. Xiong, W. Zhang, and F. Wu, "Progressive Retinex: Mutually Reinforced Illumination-Noise Perception Network for Low-Light Image Enhancement," *ACM Int. Conf. Multimedia*, 2019, pp. 2015–2023, doi: 10.1145/3343031.3350983.
- [4] K. J. Zuiderveld, "Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization," in *Graphics Gems IV* P. S. Heckbert, Ed. San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, 1994, pp. 474–485.
- [5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Pearson/Prentice Hall, 2018.
- [6] F. M. Hana and I. D. Maulida, "Analysis of contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) parameters on finger knuckle print identification," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1764, no. 1, p. 012049, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1764/1/012049.

- [7] C. Wei, W. Wang, W. Yang, and J. Liu, "Deep Retinex Decomposition for Low-Light Enhancement," *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*, 2018.
- [8] G. Sharma and H. J. Trussell, "Digital color imaging," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 7, pp. 901–932, 1997.
- [9] ITU-R Recommendation BT.601-7, "Studio encoding parameters of digital television for standard 4:3 and wide-screen 16:9 aspect ratios," International Telecommunication Union, 2011.
- [10] A. M. Tekalp, *Digital Video Processing*, Prentice Hall, 1995.
- [11] Z. Wang and A. C. Bovik, "Mean squared error: Love it or leave it? A new look at signal fidelity measures," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 26, no. 1, pp. 98–117, 2009, doi: 10.1109/MSP.2008.930649.
- [12] H. R. Sheikh and A. C. Bovik, "Image information and visual quality," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no. 2, pp. 430–444, 2006.
- [13] F. S. Shahsavari Alavijeh and H. Mahdavi-Nasab, "Multi-scale Morphological Image Enhancement of Chest Radiographs by a Hybrid Scheme," *J. Med. Signals Sens.*, vol. 5, no. 1, pp. 59–68, 2015.
- [14] A. Hore and D. Ziou, "Image quality metrics: PSNR vs. SSIM," *20th International Conference on Pattern Recognition*, 2010, pp. 2366–2369, doi: 10.1109/ICPR.2010.579.