

複素指数カーネルに基づく高速・構造保持型

Retinex 手法 XCR の提案

奥河 董馬 (弓削商船高等専門学校)

Email: i24010@yuge.kosen-ac.jp

要旨

本研究では、低照度画像において構造保持と高速性を両立した新しい Retinex ベースの強調手法「eXponential-Cos Retinex (XCR)」を提案する。従来の Single-Scale Retinex (SSR) や Multi-Scale Retinex (MSR)、および LIME などの手法では、ノイズ増幅やハロー発生、色ずれ、計算コストの高さといった課題が指摘されてきた。XCR は、複素指数関数と余弦関数に基づく新しい分離型カーネルにより、構造の破壊を抑えつつ照明成分を安定的に推定する。また、照明値に応じた適応的な反射成分増幅制御と γ 補正により、過度な明部変化を抑えながら自然な画像表現を実現する。提案手法は、従来手法よりも高い構造類似度指数 (SSIM) と高速な処理時間を達成し、特にリアルタイム性能に優れている。実験結果より、XCR は Retinex 系手法の新たな選択肢として有望であることが示された。

キーワード

低照度画像強調, Retinex 理論, XCR, 構造保持, 分離型カーネル, 高速処理, 画像処理

1. はじめに

低照度環境で撮影された画像は、輝度不足やコントラストの低下、ノイズの増大などにより視認性が大きく損なわれる。このような問題に対して、人間の視覚特性に基づく Retinex 理論が有効であることが知られ、従来から多くの研究が行われてきた [1][2]。Retinex では画像を照明成分と反射成分に分離し、照明を適切に推定することで自然な明るさと色を保持した画像を得ることを目的とする。

代表的な Single-Scale Retinex (SSR) [4] は単純で計算も軽いものの、スケールに大きく依存し、エッジ周辺でのハローや暗部ノイズの過剰な強調が生じやすいという問題を抱えている [4]。これを改善するために複数スケールを組み合わせた Multi-Scale Retinex (MSR) [2][3] が提案されているが、処理が複雑になる一方で色の不自然さや計算時間の増大を完全には避けられない。さらに、LIME に代表される照明マップ推定型の手法 [5] は暗部改善に優れるものの、推定誤差により白飛びやノイズの増幅が目立つことが指摘されている。

エッジ保存フィルタを組み合わせた改良手法 [6] や、変分モデルに基づく高精度な照明推定 [7][10] も広く検討されている。しかし、これらの手法はパラメータ設計が難しく、計算量も比較的大きいため、高解像度画像や連続フレームを扱う応用では実行速度と安定性の両立が十分ではない。結果として、構造を保持し、ノイズの増幅を抑え、色の自然さを損なわず、さらに高速に動作するような手法は依然として求められている。

本研究では、この問題に対し、複素指数関数と余弦関数に基づく分離型カーネルを用いて照明を推定する eXponential-Cos Retinex (XCR) を新たに提案する。提案手法は、カーネルが解析的に定義されるため構造的にも安定しており、照明値に応じて反射成分の増幅量を調整する仕組みを組み合わせることで、従来手法で課題となっていたハローやノイズの過度な増幅を抑えつつ、自然な明るさを実現することができる。以下ではその数理的背景と処理構造を示し、さらに従来法との比較実験を通してその有効性を検証する。

2. 先行研究について

低照度画像の視認性を改善する手法として、Retinex 理論に基づくアプローチは長年にわたり研究されてきた。Retinex は画像を照明成分と反射成分に分離し、照明を適切に推定することで明るさの改善と色の自然さを同時に実現しようとする枠組みである [1][2]。その中で代表的な手法としてまず挙げられるのが Single-Scale Retinex (SSR) である [4]。SSR は入力画像をガウシアン平滑し、その結果を照明成分とみなすことで反射成分を得る単純な方法であり、計算量が少ないという利点を持つ。しかし、照明推定を単一スケールの平滑に依存しているため、エッジ付近でのハローや暗部ノイズの増大が生じやすく、またスケールの選択に結果が大きく左右されるという問題が指摘されている [4]。

この欠点を軽減するために、複数スケールのガウシアン平滑を用いた Multi-Scale Retinex (MSR) が提案された [2][3]。MSR は小スケールで局所コントラストを、大スケールで全体的な明るさを補正することで、SSR に比べてより自然な結果が得られるとされる。しかし、複数のスケールを組み合わせることで計算量が増えるほか、依然として色の不自然さやハローが完全には解消されないという問題がある。また、MSR に色復元を組み合わせた MSRCR も

提案されているが、色ずれを抑えるための補正項が経験則に基づくため、安定性に課題が残る。

一方で、照明を局所的に推定する手法として LIME (Low-Light Image Enhancement via Illumination Map Estimation) [5] がある。LIME は各画素における最大チャンネル値を初期照明として設定し、エッジ保存正則化を用いて照明マップを洗練させるという点で、従来のガウシアンに基づく Retinex 系手法とは異なる発想を持つ。この手法は非一様照明環境で高い効果を示す一方、照明推定が局所的であるがゆえに過剰な強調が起きやすく、白飛びやノイズ増幅が発生しやすいという問題も報告されている。

これらに加えて、照明推定にエッジ保存フィルタを組み合わせた手法も数多く提案されている。例えば、Guided Filter や Bilateral Filter を用いてエッジ周辺の構造を保持しながら照明推定を行う方法がある [6][7][8]。これらの手法はハロー抑制に効果があるものの、フィルタのパラメータ設定が難しく、画像内容によって結果が大きく変わる場合がある。また、変分モデルを用いて照明と反射を同時に推定する手法も研究されており [7][10]、高精度な結果が得られるが、反復計算を必要とするため計算コストが大きく、リアルタイム処理には適さない。

このように、Retinex 系の先行研究は照明推定の精度向上を中心に多くの手法が提案されてきたが、構造保持、ノイズ抑制、自然な色再現、高速処理といった要求をすべて満たす手法は未だ十分とはいえない。特に、ガウシアン平滑に依存した照明推定はエッジ周辺の破綻を招きやすく、また局所最大値ベースの照明推定はノイズに敏感であるなど、照明推定の不安定さが多くの問題の起点となっていることが明らかである。

本研究で提案する XCR (eXponential-Cos Retinex) は、照明推定に複素指数関数と余弦関数から解析的に導出される新しいカーネルを用いる点で従来法と根本的に異なる。分離可能な構造と明確な数理的性質を持つこのカーネルにより、照明推定が安定し、従来法で頻発したハローやノイズ増幅を大幅に抑えることができる。また、照明値に基づく動的ゲイン制御を導入することで、暗部を自然に強調しつつ明部の過剰な変化を防ぐことが可能となる。これらの特徴により、XCR は従来の Retinex 系手法では両立が難しかった画質と高速性を兼ね備えた手法として位置づけられる。

3. eXponential-Cos Retinex について

本章では、提案手法である eXponential-Cos Retinex (XCR) の数理的基盤と処理手順について述べる。XCR は複素指数関数を用いて解析的に導出される新しい分離型カーネルに基づいて照明成分を推定する手法であり、従来のガウシアンベースの Retinex とは異なる特性を持つ。このカーネル構造により、ノイズの過度な増幅やエッジ周辺のハローを抑えながら、滑らかで安定した照明推定を実現する。

3.1 複素指数関数に基づく照明推定カーネルの導出

XCR の核心は、照明推定に用いる新しい 1 次元カーネル $K(u)$ である。このカーネルは、複素指数関数

$$X(u) = \exp(-iau) \quad (3.1.1)$$

を基礎に構成される．ここで u はカーネルのインデックス， a は角度スケールを決める定数である．複素ロジスティック導関数型の形

$$K_c(u) = \frac{X(u)}{\{1 + X(u)\}^2} \quad (3.1.2)$$

を考え，その絶対値を実際のカーネルとして採用する．

$$K(u) = |K_c(u)| \quad (3.1.3)$$

複素数の基本的性質 $|X(u)| = 1$ を用いると，計算は次のように簡略化される．

$$K_c(u) = \frac{X(u)}{|1 + X(u)|^2} \quad (3.1.4)$$

ここで $X(u) = \cos(au) - i\sin(au)$ を代入し，実部と虚部に分けると，

$$|1 + X(u)|^2 = \{1 + \cos(au)\}^2 + \{\sin(au)\}^2 \quad (3.1.5)$$

となる．三角関数の恒等式 $\sin^2 \theta = 1 - \cos^2 \theta$ を用いて整理すると，

$$|1 + X(u)|^2 = 2\{1 + \cos(au)\} \quad (3.1.6)$$

が得られ，最終的にカーネルは次の解析的な閉形式へと到達する．

$$K(u) = \frac{1}{2\{1 + \cos(au)\}} \quad (3.1.7)$$

この式は，従来のガウシアンカーネルとは異なり，中心ではなく一定距離離れた位置にピークを持つ特徴的な形状を生み出す．

3.2 カーネル形状の特徴とその効果

図 1 に示すように，XCR カーネルは中心 $u = 0$ よりも，その近傍である $u = \pm 6$ 付近に鋭いピークを持つ．この形状は，カーネルの分母に含まれる $1 + \cos(au)$ が，中心で最小値を取らないことに由来する．すなわち，照明推定において中心画素のみを強く参照するのではなく，周囲の非局所的な情報を強く取り込む特徴を持つ．

この構造により，中心付近の局所ノイズに過剰反応せず，暗部でも安定した照明推定が可能となる．また，エッジ周辺の急激な照明変化に対して過敏に反応しないため，従来のガウシア

ンベースの Retinex で問題となるハローの発生が抑制される。

導出が解析的に閉じた形式で与えられるため、カーネル値が明確に定義され、適切なスケール設計が可能である点も従来法に対する利点である。

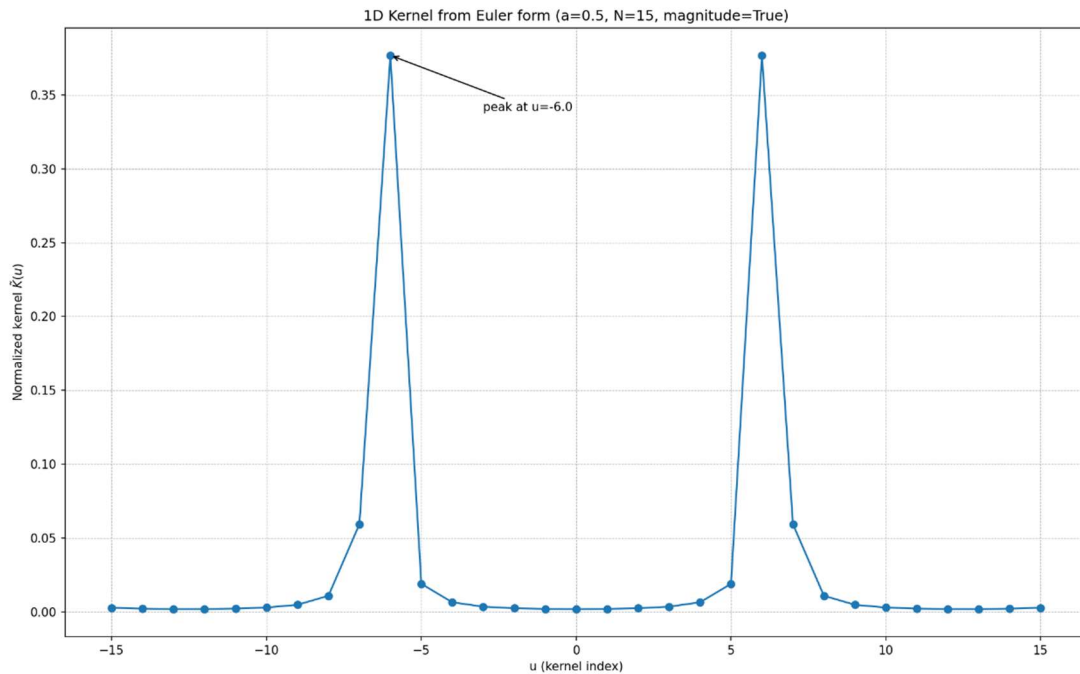


図 1 XCR カーネルの形状

3.3 分離型カーネルによる照明推定

導出された 1 次元カーネル $K(u)$ を正規化し、

$$\tilde{K}(u) = \frac{K(u)}{\sum_{v=-N}^N K(v)} \quad (3.3.1)$$

とすることで、照明推定のための分離型フィルタが構成される。2 次元照明マップは

$$L(x, y) = \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N \tilde{K}(i) \tilde{K}(j) Y(x + i, y + j) \quad (3.3.2)$$

により得られる。分離型構造により、計算量は $O(N)$ に抑えられ、ガウシアンと同等の高速性を維持しつつ、より滑らかで安定した照明推定が可能となる。

3.4 Retinex モデルを用いた反射成分の推定

照明成分 $L(x, y)$ が得られた後, Retinex モデル

$$I(x, y) = R(x, y)L(x, y) \quad (3.4.1)$$

に基づき, 対数空間で照明を取り除く処理を行う. 反射成分は,

$$\log R(x, y) = \log Y(x, y) - \log L(x, y) \quad (3.4.2)$$

として計算され, これを指数関数に戻すことで反射成分の初期推定が得られる.

3.5 照明値に応じた動的ゲイン制御

従来の Retinex 系手法では, 暗部を大きく持ち上げる際にノイズが顕著となり, 明部では白飛びが生じやすい. XCR ではこれを防ぐため, 照明値 $L(x, y)$ に応じて反射成分の増幅率を調整する動的ゲイン制御を導入する.

まず, 反射率の変化量に相当する基礎ゲインを

$$s_0(x, y) = \frac{R(x, y)}{Y(x, y) + \varepsilon} \quad (3.5.1)$$

と定義し, 照明値に基づいてゲインを滑らかに変化させる重み

$$w_L(x, y) = \frac{1}{1 + \exp\left\{\frac{L(x, y) - t}{\kappa}\right\}} \quad (3.5.2)$$

を導入する. 最終的なゲインは,

$$S(x, y) = 1 + w_L(x, y) \{s_0(x, y) - 1\} \quad (3.5.3)$$

により定義され, 暗部では強調を強め, 明部では抑制する働きを持つ.

図 2 に, 明部における補正前と補正後の画像を示す.

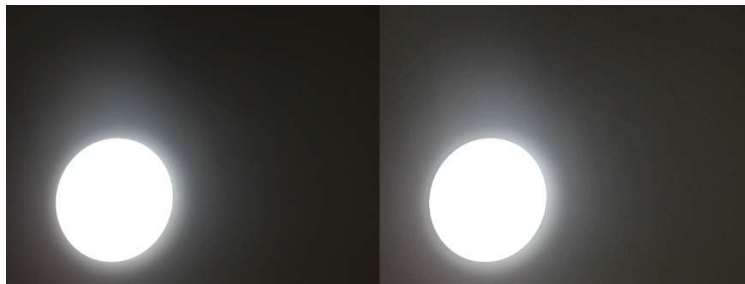


図 2 XCR における補正前 (左) と補正後 (右)

得られたゲインは RGB 全チャンネルに共通に適用され，軽微なガンマ補正を施すことで最終的な出力画像を得る．この処理により，ノイズを抑えつつ自然な明るさ変化を実現し，色ずれも最小限に抑えられる．

4. 実験方法

本章では，提案手法 XCR の有効性を確認するために行った実験の条件および評価方法について述べる．すべての手法は同一環境で実装し，同じ入力画像に対して処理を行うことで比較の公平性を確保した．

4.1 実験環境

実験は以下の環境で実施した．

- CPU : Snapdragon(R) X 10-core X1P64100 @ 3.40 GHz
- OS : Windows
- 使用ライブラリ : Python 3.11.9, OpenCV (cv2) , NumPy, math, glob, os, time

GPU などの加速デバイスは使用せず，すべての処理は CPU のみで行った．したがって，本論文で示す処理速度は純粋なアルゴリズム性能を反映している．

4.2 使用データ

実験には，以下の 2 種類のデータを用いた．

1. 静止画データ (5 枚)

実環境で撮影された低照度画像 5 枚を使用し，画質指標 (PSNR, SSIM, MSE) を算出した．静止画はすべて原画像の解像度のまま処理を行った．

2. 動画データ (1000 フレーム)

暗所で撮影した 1920×1080 の動画を用いて連続処理を行い，実時間処理性能と出力の安定性 (SSIM および FPS) を評価した．

4.3 比較手法

提案手法 XCR の性能を確認するため，以下の代表的な Retinex 系手法を比較対象とした．

- MSR (Multi-Scale Retinex)
ガウシアン平滑を複数スケールで組み合わせる古典的手法．
- LIME に基づく照明推定手法
画素ごとの局所的な照明推定を行う手法であり，暗部を強く持ち上げる特徴を持つ．

特に SSIM は構造保持性能を反映する指標であり，ノイズ増幅やハローの発生を評価するう

えで重要である.

動画については, 連続 1000 フレームの処理結果から 平均 FPS および 平均 SSIM を算出し, 処理速度とフレーム間の安定性を評価した.

4.4 評価指標

静止画に対しては以下の 3 指標を用いて画質を評価した.

- MSE (Mean Squared Error)
- PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)
- SSIM (Structural Similarity Index Measure)

特に SSIM は構造保持性能を反映する指標であり, ノイズ増幅やハローの発生を評価するうえで重要である.

4.5 パラメータ設定

提案手法におけるカーネルの角度パラメータは $\alpha = 0.5$, カーネル半径は $N = 15$ とした. また, 動的ゲイン制御における照明閾値 t と平滑係数 κ については, すべての画像に対して固定値を使用し, 個別の調整は行っていない.

5. 実験結果・考察

本章では, 提案手法 XCR を MSR および LIME に基づく照明推定手法と比較した結果について述べる. 静止画 5 枚に対する画質指標 (MSE, PSNR, SSIM) および動画 1000 フレームに対する処理速度と構造安定性を評価した.

5.1 静止画に対する定量評価

表 1 に, 各手法の平均 MSE, PSNR, SSIM を示す.

表 1 静止画 5 枚に対する定量評価

手法	MSE	PSNR	SSIM
XCR (提案)	3130.21	14.77 dB	0.6470
MSR	17657.76	5.69 dB	0.6024
LIME 系	20577.68	5.06 dB	0.3287

1. MSE の解釈

XCR の MSE は MSR や LIME より小さく, 入力画像からの輝度変化量が少ないことがわかる.

低照度強調では暗部を大幅に持ち上げるため MSE は一般に大きくなりやすいが, XCR は非局所的なカーネル構造により暗部のノイズを抑えながら照明を推定するため, 過剰な変化が生

じにくい。

2. PSNR の比較

PSNR も XCR が最も高く、約 15 dB を示した。

MSR と LIME は 5 dB 程度と低く、これは強調による画素値変化が極端に大きいことを意味する。

XCR では、照明成分 $L(x,y)$ を平滑かつ安定に推定し、反射成分 $R(x,y)$ の過度な拡大を抑制するゲイン制御

$$S(x,y) = 1 + w_L(x,y) \{s_0(x,y) - 1\} \quad (5.1.1)$$

が作用しているため、結果として変化量が抑えられたと考えられる。

3. SSIM の比較

特に重要なのが SSIM の結果である。

XCR : 0.6470 (最高)

MSR : 0.6024

LIME : 0.3287 (大きく低下)

SSIM は画像の構造保持を表し、低照度強調において最も重視される指標である。

XCR が SSIM で最も良好な値を示したことは、

- XCR カーネルが中心ノイズを拾いすぎない
- 外側にピークを持つ独特の形状が「滑らかな明暗遷移」を作る
- 動的ゲイン制御により白飛びや色崩れが抑えられる

といった要因により、構造を破壊せずに自然に明るさを回復できていることを示している。

5.2 動画に対する実時間性能評価

動画 1000 フレームの連続処理において、XCR は平均 15.32 FPS を達成した。この値は CPU のみでの処理として十分に実時間利用が可能な速度である。

また、連続フレームの平均 SSIM は 0.8742 と高く、時間方向の安定性に優れていることが確認できた。

これは分離型カーネル

$$L(x,y) = \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N \tilde{K}(i)\tilde{K}(j)Y(x+i,y+j) \quad (5.2.1)$$

により高効率に照明推定が行われるため、MSR のように複数スケールのガウシアンを逐次適用する必要がないことが大きい。

5.3 視覚的比較

視覚的な比較においても、XCR は以下の点で優れていた。

図 3 の画像を基に、図 4 に各手法の視覚的な比較結果を示す。

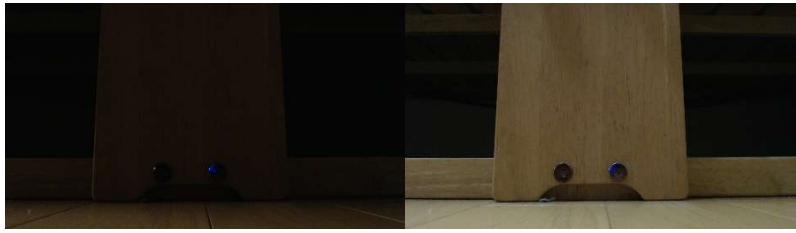


図 3 入力画像と正解ラベル

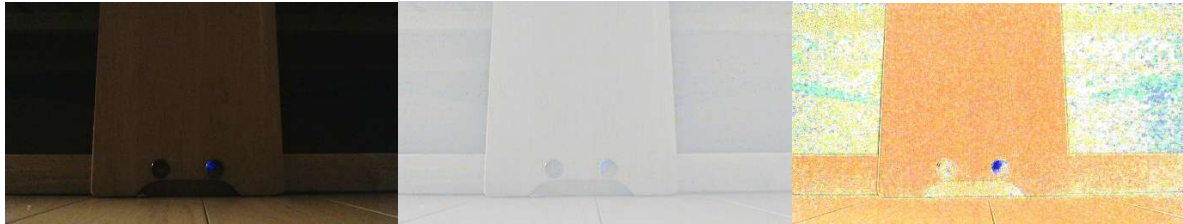


図 4 補正後画像（左：XCR，中央：MSR，右：LIME 系）

1. ハローがほとんど発生しない
Gaussian ベースの MSR で問題となるエッジ周辺の白い縁取りが大きく減少した.
2. ノイズの増幅が抑えられている
LIME 系では暗部ノイズが強調されやすいが，XCR では目立たない.
3. 滑らかな明るさ遷移
XCR カーネルの非局所ピークにより，局所的に急激な勾配が生じにくい.
4. 色ずれが少なく自然色に近い
ゲイン制御とガンマ調整の組み合わせにより，過剰な色補正が抑えられる.

5.4 考察：XCR の新規性と効果

提案手法 XCR の優位性は，以下の 3 点に要約できる．

1. 非ガウシアン構造を持つ新規カーネルの採用
中心ではなく外側にピークを持つ XCR カーネル

$$K(u) = \frac{1}{2\{1 + \cos(au)\}} \quad (5.4.1)$$

は Retinex 系手法に前例のない形状であり，ノイズ抑制と構造保持に大きく寄与した．

2. 高速かつ安定した照明推定
分離型であるため計算コストが小さく，GPU を使用せずに 15 FPS を達成した.
3. 動的ゲイン制御による自然な明るさ回復

照明値に応じたゲイン

$$S(x, y) = 1 + w_L(x, y) (s_0(x, y) - 1) \quad (5.4.2)$$

が暗部・明部双方で過剰な強調を防ぎ、自然な見た目を維持した。

以上の結果から、XCR は従来の Retinex 系手法と比較して、高い構造保持性能と実時間性を兼ね備えた有効な低照度画像強調手法であることが示された。

6. おわりに

本研究では、複素指数関数に基づく新しい照明推定カーネルを導入した eXponential-Cos Retinex (XCR) を提案した。従来の Retinex 系手法では、ガウシアンフィルタを中心とした局所的な平滑化が主流であったが、XCR では中心ではなく周囲にピークを持つ非局所的なカーネル構造を採用し、照明推定におけるノイズ増幅やハローの発生を大幅に抑制することが可能となった。

静止画に対する評価では、XCR は MSR や LIME 系手法と比較して SSIM が最も高く、構造保持性能に優れることが確認できた。また、動画 1000 フレームの連続処理において平均 15 FPS を達成し、CPU のみの処理であっても実時間性を備えることを示した。さらに、動的ゲイン制御を組み合わせることで暗部と明部の両方において自然な明るさ変化を実現し、視覚的にも高品質な結果が得られた。

以上の結果より、XCR は低照度画像に対して、高い構造保持能力、安定した照明推定、高速処理性能を兼ね備えた有用な強調手法であるといえる。今後の課題としては、カーネルパラメータ α やゲイン制御の最適化、カラー空間ごとの応答特性の検討、および深層学習手法とのハイブリッド化などが挙げられる。これらにより、より多様な環境下で安定した高画質な強調が可能になると考えられる。

人工知能 (AI) 利用に関する記載

本プレプリントの執筆にあたり、人工知能 (AI) アシスタント「ChatGPT」(OpenAI 社) を文章構成および数式整理の補綴として利用した。

利益相反に関する開示

本研究に関して、開示すべき利益相反はない。

参考文献

- 1) E. H. Land and J. J. McCann, "Lightness and Retinex Theory," JOSA, 1971.
- 2) D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, "A Multiscale Retinex for Bridging the Gap ...," TIP, 1997.
- 3) Z. Rahman, D. J. Jobson, and G. A. Woodell, "Multiscale Retinex for Color Image Enhancement," ICIP, 1996.
- 4) D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, "Properties and Performance of a Center/Surround Retinex," TIP, 1997.
- 5) X. Guo, Y. Li, and H. Ling, "LIME: Low-Light Image Enhancement via Illumination Map Estimation," TIP, 2017.
- 6) S. Wang et al., "Naturalness Preserved Enhancement Algorithm... (NPE)," TIP, 2013.
- 7) R. Kimmel et al., "A Variational Framework for Retinex," IJCV, 2003.
- 8) H. Li, X. Wu, and M. S. Drew, *Fundamentals of Retinex Theory*, Springer, 2014.
- 9) Y. Ren et al., "Enhancing Low Light Images using Near-infrared Flash Images," TIP, 2016.
- 10) X. Fu et al., "A Weighted Variational Model for Simultaneous Reflectance and Illumination Estimation," CVPR, 2016.