

自然画像統計によるトーンマッピング関数の最適パラメータ推定

岡崎, 大暉
九州大学大学院芸術工学府

原, 健二
九州大学大学院芸術工学研究院

井上, 光平
九州大学大学院芸術工学研究院

浦浜, 喜一
九州大学大学院芸術工学研究院

<https://hdl.handle.net/2324/1959210>

出版情報 : 第33回信号処理シンポジウム講演論文集, pp.298-303, 2018-11-06. The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers

バージョン :

権利関係 : copyright©2018 IEICE

自然画像統計によるトーンマッピング関数の最適パラメータ推定

Optimum Parameter Estimation of Tone Mapping Operators by Natural Image Statistics

岡崎大暉[†]

原健二[†]

井上光平[†]

浦浜喜一[†]

[†]九州大学 大学院芸術工学研究院

Daiki OKAZAKI[†]

Kenji HARA[†]

Kohei INOUE[†]

Kiichi URAHAMA[†]

[†]Faculty of Design, Kyushu University

アブストラクト 本報告では、自然画像統計を用いることにより HDR 画像を LDR 画像に変換するトーンマッピング関数のパラメータを最適化する手法を提案する。提案される手法では、まずカラー自然画像を対象に、一般化ガウス分布に基づく自然画像の事前確率モデルを構成する。次に、HDR 画像をトーンマッピング関数により変換させた LDR 画像の正規化ヒストグラムを離散ウェーブレット変換を用いて生成する。最後に、確率密度関数と正規化ヒストグラムとの Kullback-Leibler 情報量を最小化することにより、トーンマッピング関数の最適なパラメータを推定する。このようにして推定されたパラメータを用いることにより、自然画像に近く違和感のない LDR 画像を生成することが可能である。

1 はじめに

近年、実世界のシーンを通常の低ダイナミックレンジ (Low Dynamic Range, LDR) より正確に捉え表現することが可能である高ダイナミックレンジ (High Dynamic Range, HDR) 画像が注目を集めている。HDR 画像は、人間の視覚特性 (Human Visual System, HVS) と同程度のダイナミックレンジを保持した画像のことで、高品質なレンダリングや車載カメラ、監視カメラ、医用画像など、高い汎用性を持つため様々な分野で応用されている [1]–[4]。HDR 画像は、一般的に露光量の異なる条件下で撮影された複数枚の LDR 画像を合成することで生成される [3]。生成した HDR 画像を一般的な LDR ディスプレイ上に表示する際には、トーンマッピング関数 (Tone Mapping Operator, TMO) を用いて HDR 画像のダイナミックレンジを LDR 画像の 1 画素あたり RGB 各 8 ビット・256 階調に圧縮するトーンマッピング処理を必要とする。

これまで数多くのトーンマッピング手法が提案されている [5]–[10]。これらの手法を用いたトーンマッピング処理により得られる LDR 画像の全体的な明るさやコントラストは、各手法のパラメータの値に大きく依存する。そ

のため、HDR 画像に応じてパラメータに適切な値を設定する必要がある。現状ではこれらのパラメータの値を経験的あるいは試行錯誤的に決めることが多い。

本報告では、HDR 画像を対象に、自然画像統計を用いて HDR 画像のダイナミックレンジを圧縮するトーンマッピング関数のパラメータを最適化する手法を提案する。提案される手法では、まずカラー自然画像を対象に、一般化ガウス分布に基づく自然画像の事前確率モデルを構成する。次に、HDR 画像をトーンマッピング関数により変換させた LDR 画像の正規化ヒストグラムを離散ウェーブレット変換を用いて生成する。最後に、確率密度関数と正規化ヒストグラムとの Kullback-Leibler 情報量を最小化することにより、トーンマッピング関数の最適なパラメータを推定する。このようにして推定されたパラメータを用いることにより、自然画像に近く違和感のない LDR 画像を生成することが可能である。

2 トーンマッピング処理

トーンマッピング処理では、HDR 画像のダイナミックレンジの圧縮と適切な階調の保存が重要な課題であり、これまでに様々なトーンマッピング手法が提案されている [5]–[10]。トーンマッピング手法は、グローバルトーンマッピングとローカルトーンマッピングに大別できる。

2.1 グローバルトーンマッピング

グローバルトーンマッピングは、一様な変換関数を用いて画像全体の輝度変換を行う [5]–[7]。一般的にグローバルトーンマッピングは計算コストが低く、実時間で処理を行うことができる。Drago ら [5] は、広いダイナミックレンジを扱うために対数関数を利用したトーンマッピ

ング手法を次式のように提案した。

$$L_d = \frac{L_{d_{max}} \cdot 0.01}{\log_{10}(L_{max} + 1)} \cdot \frac{\log_{10}(L + 1)}{\log_{10} \left(2 + 8 \left(\left(\frac{L}{L_{max}} \right)^{\frac{\log_{10}(b)}{\log_{10}(0.5)}} \right) \right)} \quad (1)$$

ここで、 L は HDR 画像の輝度値、 L_{max} は HDR 画像の最大輝度値、 L_d はトーンマッピング処理後の LDR 画像の輝度値、 $L_{d_{max}}$ は LDR 画像の最大輝度値、 b は明度領域のレンジ圧縮性と暗部領域でのコントラストを制御するパラメータである。Drago らの手法では、底の値が小さい対数関数曲線の急激な傾きが暗部領域の輝度変換に適しており、底の値が大きい対数関数曲線のなだらかな傾きが明度領域の圧縮に適しているという見解に基づいて、入力画像のシーンに応じて適応的に式 (1) のパラメータ b を変化させる必要がある。グローバルトーンマッピングは、入力画像に一樣に輝度変換を施すことで全ての画素間で輝度値の大小関係が保存されてしまうため、局所領域の詳細なテクスチャを表現する微小なコントラストは失われやすい。

2.2 ローカルトーンマッピング

ローカルトーンマッピングは、シーンの再現性を高めるために画像の局所毎に異なった輝度変換を行う [8]–[10]。ローカルトーンマッピング処理の計算コストはグローバルトーンマッピング処理に比べて高くなるが、局所毎に適したダイナミックレンジの設定が可能となり、HDR 画像のテクスチャ等の情報やコントラストを維持したまま輝度変換ができる。Reinhard らは、アナログ写真の現像過程に利用される技術を用いたトーンマッピング手法を提案した [8]。はじめに、入力画像のシーン内の基準となる明るさを次式に基づき決定する。

$$\bar{L}_\omega = \frac{1}{N} \exp \left(\sum_{x,y} \log(\sigma + L_\omega(x,y)) \right) \quad (2)$$

ここで、 \bar{L}_ω は入力画像の平均輝度値、 N は入力画像の画素数、 $L_\omega(x,y)$ は入力画像の座標 (x,y) における画素値、 σ は発散を防ぐための小さな定数である。平均輝度値 \bar{L}_ω を用いて各画素値を次式に基づきスケールリングする。

$$L(x,y) = \frac{a}{\bar{L}_\omega} L_\omega(x,y) \quad (3)$$

ここで、 $L(x,y)$ はスケールリング画像、 a はスケールリング画像 $L(x,y)$ のシーン全体の明るさを制御するパラメータである。次に、周辺領域の輝度値と大きく異なるピクセルのコントラストを強調させる dodging-and-buring を実

現させる。まず、複数の空間スケール s_i で定義された円形のコンボリューションカーネルで画像の畳み込みを行う。これにより得られた応答を $V_i(x,y,s_i)$ とすると、空間スケール s_i に応じたローカルなコントラストを以下の式で与えることができる。

$$V(x,y,s_i) = \frac{V_i(x,y,s_i) - V_{i+1}(x,y,s_{i+1})}{2^\phi a / s_i^2 + V_i(x,y,s_i)} \quad (4)$$

ここで、 ϕ はエッジ強調を制御する鮮鋭度パラメータである。Reinhard らは s_i について 8 つのスケールレベルを考慮しており、最小の s_i は 0.35 で、そこから 1.6 倍ずつ大きくしている。そして、各ピクセルに対して最初に以下の式を満たす s_i を見つける。

$$|V(x,y,s_i)| < \epsilon \quad (5)$$

ここで、 ϵ は閾値である。最後に、このようにして得られた $V(x,y,s_i)$ より、ローカルトーンマッピング処理を以下の式で施す。

$$L_d(x,y) = \frac{L(x,y)}{1 + V(x,y,s_i)} \quad (6)$$

ここで、 $L_d(x,y)$ はローカルトーンマッピング処理後の LDR 画像である。パラメータ a と空間スケール s_i を適切に決定することで、自然な LDR 画像を生成できる。ローカルトーンマッピングでは、輝度の整合性を維持しようとする結果、ハローアーティファクトと呼ばれる原画像に存在しない影のようなノイズが発生する場合がある。

次章以降では、これらのトーンマッピング関数で用いられる最適なパラメータを推定する手法について述べる。

3 自然画像統計 [11]

自然画像統計によるトーンマッピング関数の最適なパラメータの推定について述べる。はじめに、自然画像の事前確率モデルを一般化ガウス分布 (generalized Gaussian distribution, GGD) に基づき構築する。GGD の確立密度関数は、次式で表される [12]。

$$p(x; \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)} e^{-|x/\alpha|^\beta} \quad (7)$$

ここで、 α はスケールパラメータ、 β は形状パラメータ、 $\Gamma(z) = \int_0^\infty e^{-tz} z^{-1} dt (z > 0)$ はガンマ関数である。式 (7) より、GGD は、 $\beta = 2$ のときガウス分布、 $\beta = 1$ のときラプラス分布にそれぞれ等しくなり、 $\beta \rightarrow 0+$ のとき Dirac デルタ関数分布、 $\beta \rightarrow +\infty$ のとき一様分布にそれぞれ収束することがわかる (図 1)。GGD に従う観測データに対してパラメータ (α, β) を推定する方法が幾つか提案されているが、最尤推定 (maximum likelihood estimation,

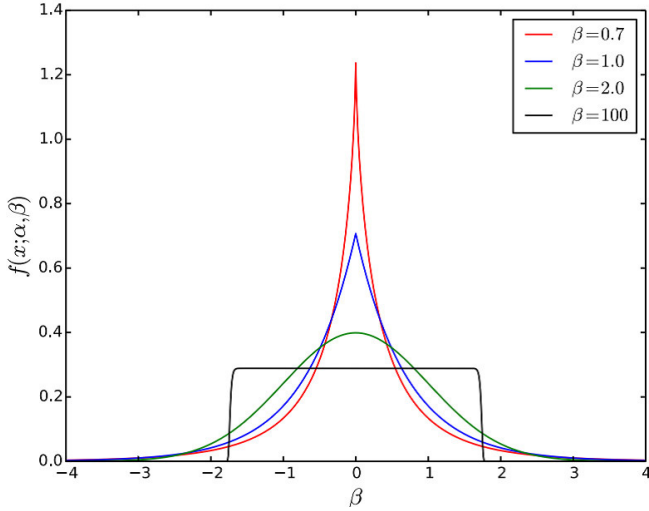


図 1: 一般化ガウス分布

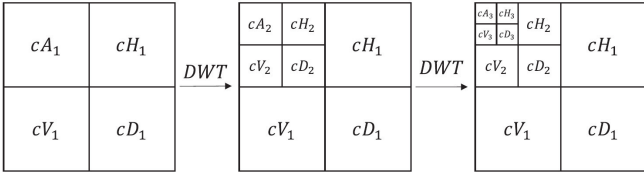


図 2: 3 レベルの離散ウェーブレット変換

MLE) を用いることが多い。MLE では、対数尤度関数

$$L = \log \prod_{i=1}^n f(x_i; \alpha, \beta) = n \log \beta - n \log(2\alpha\Gamma(1/\beta)) - \sum_{i=1}^n \left(\frac{|x_i|}{\alpha} \right)^\beta \quad (8)$$

を最大化するパラメータの値を求める。ここで、 x_i は観測値、 n は観測値の総数、 $\varphi(\cdot)$ はディガンマ関数である。式 (8) の β に関する導関数

$$g(\beta) = 1 + \frac{\varphi(1/\beta)}{\beta} - \frac{\sum_{i=1}^n |x_i|^\beta \log |x_i|}{\sum_{i=1}^n |x_i|^\beta} + \frac{\log \left(\frac{\beta}{n} \right) \sum_{i=1}^n |x_i|^\beta}{\beta} \quad (9)$$

を 0 と置いた尤度方程式を解くことにより、 β の推定値を求める。しかし、これを解析的手法で解くことはできないため、ニュートン法を用いて解く。 β の更新式は次のようになる。

$$\beta_{k+1} = \beta_k - \frac{g(\beta_k)}{g'(\beta_k)} \quad (10)$$

ここで、 k は更新ステップである。 β の推定値を用いて、 α の推定値は次式のように求まる。

$$\alpha = \left(\frac{\beta}{n} \sum_{i=0}^n |x_i|^\beta \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (11)$$

次に、多数枚のカラー自然画像を用意し、各自然画像の CIELUV チャンネルに、離散ウェーブレット変換 (discrete wavelet transform, DWT) を適用し、異なる 3 つの周波数レベルと異なる 3 つの方向からなるハイパスサブバンド (high-pass subband, SB), すなわち 9 個の水平方向 $SB\{\{cH_j^{(\lambda)}\}_{j=1,2,3}\}_{\lambda=L^*,u^*,v^*}$, 9 個の鉛直方向 $SB\{\{cV_j^{(\lambda)}\}_{j=1,2,3}\}_{\lambda=L^*,u^*,v^*}$, 9 個の斜め方向 $SB\{\{cD_j^{(\lambda)}\}_{j=1,2,3}\}_{\lambda=L^*,u^*,v^*}$, ローパス $SB\{\{cA_j^{(\lambda)}\}_{j=1,2,3}\}_{\lambda=L^*,u^*,v^*}$ を抽出する (図 2)。ここで、 $j = 1, 2, 3$ は DWT の解像度レベル、 $\lambda = L^*, u^*, v^*$ は CIELUV カラーチャンネルである。

さらに、各自然画像の $27 (= 9 \times 3)$ 個の SB 成分 $\{\{cG_j^{(\lambda)}\}_{G=H,V,D}\}_{j=1,2,3}\}_{\lambda=L^*,u^*,v^*}$ に対して正規化ヒストグラム (以下、SB ヒストグラム) を生成する。ここで、SB ヒストグラムのビン幅は、Scott の公式 [13] より $H = 3.5S/N^{1/3}$ (N は画素数、 S は画素値の標準偏差) と設定する。これらの各 SB ヒストグラムに対し、GGD のパラメータを最尤推定する。そして、27 個の各 SB 成分ごとの GGD の二つのパラメータ α と β について、各自然画像あたりの平均値 $\{\{\hat{\alpha}_{G_j^{(\lambda)}}, \hat{\beta}_{G_j^{(\lambda)}}\}_{G=H,V,D}\}_{j=1,2,3}\}_{\lambda=L^*,u^*,v^*}$ を算出して、自然画像の事前モデルとして用いる。実験では 6000 枚の画像を上記の学習に用いた。

4 Kullback-Leibler 情報量

HDR 画像を輝度変換するトーンマッピング関数による出力画像の SB ヒストグラムと GGD パラメータ $\{\{\hat{\alpha}_{G_j^{(\lambda)}}, \hat{\beta}_{G_j^{(\lambda)}}\}_{G=H,V,D}\}_{j=1,2,3}\}_{\lambda=L^*,u^*,v^*}$ の下での確率密度関数との間の差異が小さくなるようにパラメータが選ばれたトーンマッピング関数を用いると、詳細のテクスチャ情報の増加やハローアーティファクトが低減した画像が得られると期待される。このとき、確率分布間の距離尺度として Kullback-Leibler divergence (KLD) を用いる。ここでは、Drago ら [5] のグローバルトーンマッピングの式 (1) で用いられるパラメータ b と、Reinhard ら [8] のローカルトーンマッピングの式 (3)~式 (6) で用いられるパラメータ a と空間スケール s_i の最適化について考える。KLD を用いて次の各式の解を探索する。

$$\bar{b} = \underset{b}{\operatorname{argmin}} \sum_{\lambda \in \{L^*, u^*, v^*\}} \sum_{j=1}^3 \sum_{G \in \{H, V, D\}} D_{KL}(P_{G_j^\lambda} \| Q_{G_j^\lambda}(b)) \quad (12)$$

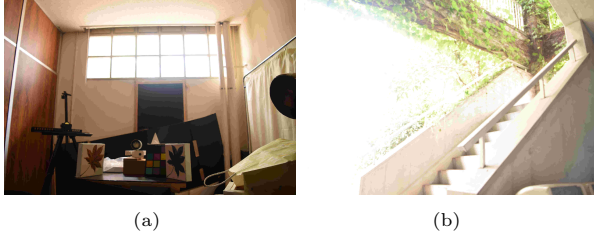


図 3: (a),(b) 露光時間 1 秒で撮影した LDR 画像.

$$(\bar{a}, \bar{s}_i) = \underset{a, s_i}{\operatorname{argmin}} \sum_{\lambda \in \{L^*, u^*, v^*\}} \sum_{j=1}^3 \sum_{G \in \{H, V, D\}} D_{KL}(P_{G_j^\lambda} \| Q_{G_j^\lambda}(a, s_i)) \quad (13)$$

ここで, $D_{KL}(P_{G_j^\lambda} \| Q_{G_j^\lambda}(b))$ は確率分布 $P_{G_j^\lambda}$ と $Q_{G_j^\lambda}(b)$ の KLD, $D_{KL}(P_{G_j^\lambda} \| Q_{G_j^\lambda}(a, s_i))$ は確率分布 $P_{G_j^\lambda}$ と $Q_{G_j^\lambda}(a, s_i)$ の KLD である. 式 (12) の \bar{b} を Drago ら [5] のトーンマッピング関数の最適パラメータ, 式 (13) の (\bar{a}, \bar{s}_i) を Reinhard ら [8] のトーンマッピング関数の最適パラメータと空間スケールとして探索する. ここで, 式 (12) と式 (13) はそれぞれ

$$D_{KL}(P_{G_j^\lambda} \| Q_{G_j^\lambda}(b)) = \sum p(x_i; \hat{\alpha}_{G_j^\lambda}, \hat{\beta}_{G_j^\lambda}) \log \frac{p(x_i; \hat{\alpha}_{G_j^\lambda}, \hat{\beta}_{G_j^\lambda})}{Q_{G_j^\lambda}(i|b)} \quad (14)$$

$$D_{KL}(P_{G_j^\lambda} \| Q_{G_j^\lambda}(a, s_i)) = \sum p(x_i; \hat{\alpha}_{G_j^\lambda}, \hat{\beta}_{G_j^\lambda}) \log \frac{p(x_i; \hat{\alpha}_{G_j^\lambda}, \hat{\beta}_{G_j^\lambda})}{Q_{G_j^\lambda}(i|a, s_i)} \quad (15)$$

である. ここで, x_i はトーンマッピング関数による出力画像に対して生成された SB ヒストグラムにおける i 番目のピンの中央値, $p(x_i; \hat{\alpha}_{G_j^\lambda}, \hat{\beta}_{G_j^\lambda})$ ($G = H, V, D; j = 1, 2, 3; \lambda = L^*, u^*, v^*$) はパラメータの値が $(\alpha, \beta) = (\hat{\alpha}_{G_j^\lambda}, \hat{\beta}_{G_j^\lambda})$ ($G = H, V, D; j = 1, 2, 3; \lambda = L^*, u^*, v^*$) のときの GGD の確率密度関数の $x = x_i$ における値, $Q_{G_j^\lambda}(i|b)$ ($G = H, V, D; j = 1, 2, 3; \lambda = L^*, u^*, v^*$) は Drago ら [5] のトーンマッピング関数による出力画像の各 SB ヒストグラムの i 番目のピンの度数, $Q_{G_j^\lambda}(i|a, s_i)$ ($G = H, V, D; j = 1, 2, 3; \lambda = L^*, u^*, v^*$) は Reinhard ら [8] のトーンマッピング関数による出力画像の各 SB ヒストグラムの i 番目のピンの度数である.

5 実験

本実験では, インターネット上から収集した HDR 画像と, 実際のシーンを露光時間を変化させながら撮影を行い, Debevec らの手法 [3] を用いて複数枚の LDR 画像を

HDR 画像に変換させた画像データを用いた. 実験では, 25 枚の多重露光画像を撮影して HDR 画像を作成した. 図 3 に露光時間 1 秒で撮影した LDR 画像を示す. HDR 画像のフォーマットは, Radiance の RGBE フォーマット (拡張子.hdr) を使用した. RGBE フォーマットは, RGB と指数部 (Exponent) にそれぞれ 1 バイトを割り当てた合計 32bpp(bit per pixel) のフォーマットである. RGB 各チャンネルに対し 1 バイトで仮数を表現し, 全チャンネル共通の指数部として 1 バイトが割り当てられる. トーンマッピング関数は, グローバルトーンマッピング関数として Drago らの手法 [5], ローカルトーンマッピング関数として Reinhard らの手法 [8] を用いて実験を行った. また, Reinhard ら [8] のパラメータ定義方法である, パラメータ a を 0.18, 空間スケール s を式 (6) に従い決定してトーンマッピング処理を施した場合 (以下, Reinhard) を従来手法として, 提案手法により (1)Drago らの手法 [5] の式 (1) で用いられるトーンマッピング関数のパラメータ b を決定してトーンマッピング処理を施した場合 (以下, ours-Drago), (2)Reinhard らの手法 [8] の式 (3)~式 (6) で用いられるトーンマッピング関数のパラメータ a と空間スケール s を決定してトーンマッピング処理を施した場合 (ours-Reinhard) との比較を行った.

図 4 に, HDR 画像に最小 KLD 解に対応するトーンマッピング関数による処理を施して生成した LDR 画像の結果を示す. 図 4(a)~(e) は ours-Drago, 図 4(f)~(j) は ours-Reinhard による生成結果をそれぞれ示している.

図 5 に, 提案手法と従来手法によるローカルトーンマッピング処理を施して生成した各 LDR 画像を比較した結果を示す. 従来手法として Reinhard, 提案手法として ours-Reinhard により生成された結果を比較した. 図 5 の結果より, 従来手法と比較して, 提案手法の方がテクスチャが明確であることが分かる.

図 6 に, 入力した HDR 画像にグローバルトーンマッピング処理をそれぞれ施して生成された LDR 画像 (図 4(d),(e)) の KLD と, 各 LDR 画像と実際に露光時間 1 秒で撮影した画像 (図 3(a),(b)) との相関係数を計算して得られた 2 次元プロットを示す. 図 6(a) は図 4(d) と図 3(a) を用いた比較, 図 6(b) は図 4(e) と図 3(b) を用いた比較を示している. ここで, グローバルトーンマッピング処理により得られた画像のみを評価しているのは, ローカルトーンマッピング処理で得られた画像は画像の局所毎に異なった輝度変換を行っており, 元の撮影した画像との輝度値の大小関係が大きく異なっているためである. 図 6 の結果より, KLD が最小値のとき相関係数が最大値となっていることが分かる.

表 1,2 に, 提案手法の定量的評価を表にまとめた結果を

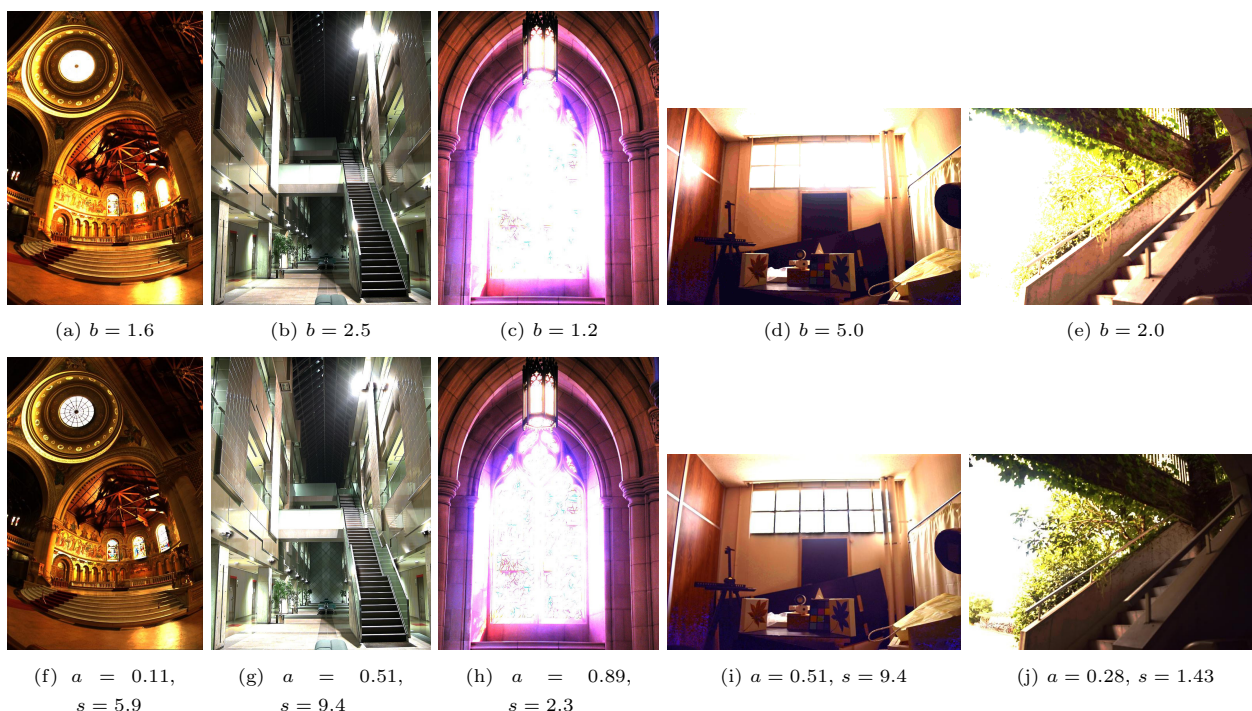


図 4: 提案手法によるトーンマッピング処理を施して生成した LDR 画像. (a)~(e)ours-Drago, (f)~(j)ours-Reinhard.

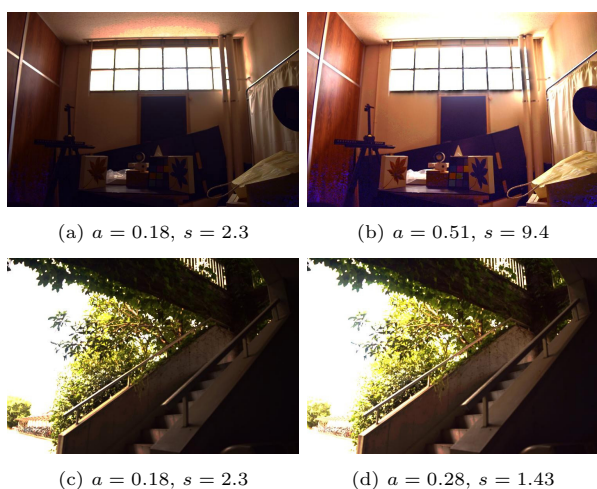


図 5: 提案手法と従来手法の比較. (a)Reinhard, (b)ours-Reinhard, (c)Reinhard, (d)ours-Reinhard.

示す. 実験では, 図 4(d),(e),(i),(j) の 4 枚を評価した. グローバルトーンマッピング処理の評価では, パラメータ $b = 1.0, 2.0, \dots, 9.0$ でトーンマッピング処理を施した各 LDR 画像と, 図 3(a),(b) との相関係数を計算した (表 1). ローカルトーンマッピング処理の評価では, Reinhard と ours-Reinhard により得られた各 LDR 画像と, 図 3(a),(b) との相関係数を計算した (表 2). 表 1,2 より, 最小 KLD 解に対応したパラメータ値の場合, 他のパラメータ値と

比較して相関係数が最大値となっていることが分かる.

6 むすび

一般化ガウス分布に基づく自然画像の事前確率モデルを用いたトーンマッピング関数のパラメータ最適化手法を提案し, 実際の HDR 画像を用いた実験により有効性を確認した. 今後の課題として, 本手法の高速化などが挙げられる.

参考文献

- [1] E. Reinhard, S. Pattanaik, G. Ward, and P. Debevec, “High Dynamic Range Imaging: Acquisition, Display, and Image-Based Lighting (Morgan Kaufmann Series in Graphics and Geometric Modeling),” *Morgan Kaufmann Publisher*, 2005
- [2] A. Spivak, A. Belenky, and A. Fish, “Wide-dynamic-range CMOS image sensors -comparative performance analysis,” *IEEE Trans. On Electron Devices*, Vol. 56, No. 11, pp. 2446-2461, Nov., 2009
- [3] P.E. Debevec, and J. Malik, “Recovering high dynamic range radiance maps from photographs,” *In Proceedings of SIGGRAPH’97*, pp. 369-378, 1997
- [4] S. Mann and, R. Picard, “On being ‘undigital’ with digital cameras: Extending dynamic range by combining differently exposed pictures,” *Proc. IS & T*

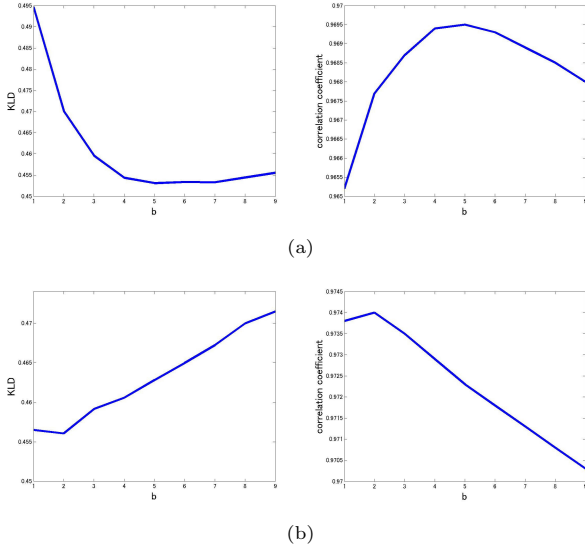


図 6: $b = 1.0 \sim 9.0$ の KLD(左) と相関係数(右). (a) 図 4(d) と図 3(a) を用いた比較, (b) 図 4(e) と図 3(b) を用いた比較.

46th Annual Conference, No.5, pp. 422-428, May., 1997

[5] F. Darago, K. Myszkowski, T. Annen, and N. Chiba, "Adaptive logarithmic mapping for displaying high contrast scenes," *Computer Graphics Forum*, Vol. 3, pp. 419-426, 2003

[6] J. Tumblin and, G. Turk, "LCIS:A boundary hierarchy for detail-preserving contrast reduction," *In Proceedings of SIGGRAPH'99*, pp. 83-90, 1999

[7] H. Rushmeier, and, C. Piatko, "A visibility matching tone reproduction operator for high dynamic range scenes," *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol.3, pp. 291-306, 1997

[8] E. Reinhard, M. Stark, P. Shirley, and J. Ferwerda, "Photographic tone reproduction for digital images," *In Proceedings of SIGGRAPH'02*, Vol. 21, No. 3, pp. 267-276, July., 2002

[9] R. Fattal, D. Lischinski, and M. Werman, "Gradient domain high dynamic range compression," *In Proceedings of SIGGRAPH'02*, Vol. 21, pp. 249-256, 2002

[10] C. Rother, V. Kolmogorov and, A. Blake, "GrabCut : Interactive foreground extraction using iterated

表 1: グローバルトーンマッピング処理の定量的比較

Parameter b	Image	correlation coefficient
1.0	Fig.3(a)	0.9652
2.0		0.9677
3.0		0.9687
4.0		0.9694
5.0		0.9695
6.0		0.9693
7.0		0.9689
8.0		0.9685
9.0		0.9680
1.0	Fig.3(b)	0.9738
2.0		0.9740
3.0		0.9735
4.0		0.9729
5.0		0.9723
6.0		0.9718
7.0		0.9713
8.0		0.9708
9.0		0.9703

表 2: ローカルトーンマッピング処理の定量的比較

method	Image	correlation coefficient
Reinhard	Fig.3(a)	0.8098
ours-Reinhard		0.8355
Reinhard	Fig.3(b)	0.8850
ours-Reinhard		0.8859

graph cuts," *In Proceedings of SIGGRAPH'04*, Vol. 23, pp. 309-314, 2004

[11] A. Morinaga, K. Hara, K. Inoue, and K. Urahama, "Classification between Natural and Graphics Images Based on Generalized Gaussian Distributions," *Information Processing Letters (IPL)*, No. 138, pp.31-34, Oct., 2018

[12] G.E.P. Box, and G.C. Tiao, "Bayesian inference in statistical analysis," *John Wiley & Sons, New York*, 1992

[13] D.W. Scott, "On optimal and data-based histograms," *Biometrika*, Vol. 66, No. 3, pp.605-610, 1979