

THE IEICE TRANSACTIONS ON INFORMATION AND SYSTEMS (JAPANESE EDITION)

IEICE | **電子情報通信学会**
D | **論文誌** 情報・システム

VOL. J99-D NO. 10

OCTOBER 2016

本PDFの扱いは、電子情報通信学会著作権規定に従うこと。

なお、本PDFは研究教育目的（非営利）に限り、著者が第三者に直接配布することができる。著者以外からの配布は禁じられている。

情報・システムソサイエティ

一般社団法人 **電子情報通信学会**

THE INFORMATION AND SYSTEMS SOCIETY

THE INSTITUTE OF ELECTRONICS, INFORMATION AND COMMUNICATION ENGINEERS

露光アンダー/オーバーと焦点ボケを同時にもつ多重露光画像の統合手法

松岡 諒^{†a)} 石橋 治樹^{††} 馬場 達也^{††} 奥田 正浩^{††}

Multiple Exposure Image Fusion for Recovering Under/Over-Exposure and Out-of-Focus

Ryo MATSUOKA^{†a)}, Haruki ISHIBASI^{††}, Tatsuya BABA^{††}, and Masahiro OKUDA^{††}

あらまし 露光アンダー/オーバーの問題は、ダイナミックレンジの狭い市販のカメラデバイスでダイナミックレンジの広い自然シーンを撮影する際に生じる。この問題は、露光を変えて撮影した多重露光画像の統合により改善することが可能である。また、暗部をもつシーンにおいて多重露光画像を撮影する際、高感度撮影、長時間露光撮影、または、大口径レンズで撮影することで光量の不足を補う必要がある。高感度撮影や長時間露光撮影によるアーティファクトはそれぞれノイズ除去、ボケ除去により低減可能である。一方、大口径レンズを用いると被写界深度が狭くなるため、全焦点画像を取得するためにはピント位置を変えて撮影した多重画像を適切に統合する必要がある。本論文では、露光アンダー/オーバーと焦点ボケを同時に解消する新たな多重露光画像統合手法を提案する。また、ダイナミックレンジの広い屋内と屋外の自然シーンより取得した多重露光画像に対し提案手法、及び従来手法を適用し比較することで提案手法の有効性を示す。

キーワード 多重露光画像, 焦点ボケ, 全焦点画像, ガウシアンピラミッド, ラプラシアンピラミッド

1. ま え が き

人間が知覚できる自然シーンにおける輝度のダイナミックレンジは市販のカメラよりも高いため、そのようなシーンを撮影した際、露光アンダー/オーバーによる黒潰れや白飛びが起こる。近年では、露光を変え撮影した多重露光画像を適切に統合することで黒潰れや白飛びのない自然シーンを記録する手法が幾つか提案されている [1]~[5]。従来の手法 [1], [2] では、カメラ固有の非線形応答を打ち消す逆カメラレスポンスカーブ (Inverse Camera Response Curve: ICRC) を算出し多重露光画像をカメラセンサの出力に対して線形化し露光時間で除算したものを、飽和領域を除外するよう

に設定された重みを用いて重み付き統合することで自然シーンの広いダイナミックレンジの輝度情報の表現を実現している。このような自然シーンの輝度情報を正確に保存する画像形式は高ダイナミックレンジ画像 (High Dynamic Range Image: HDRI) と呼ばれている。HDRI の階調は一般に 8bit を超えるため非常にデータ容量が大きく二層符号化などの特殊な符号化方式での圧縮処理 [6]~[8] が必要となる。また、低ダイナミックレンジのディスプレイデバイスで表示するために、トーンマッピング [7], [9] によるダイナミックレンジ圧縮処理が必要となり扱いづらい問題がある。

一方、Mertens らの手法 [3] では、彩度、露出、そして、コントラストをもとに算出した重みマップのガウシアンピラミッドと多重露光画像のラプラシアンピラミッドによる多重解像度表現を用いた統合により、彩度、露出を保持した高コントラストな画像生成を実現している。このように、HDRI を介することなく直接高コントラストをもつ低ダイナミックレンジ画像を生成する手法は”exposure fusion” (以下 EF) と呼ばれ、これまで幾つかの手法が提案されている [10]~

[†] 香川大学, 高松市
Kagawa University, 2217-20 Hayashicho, Takamatsu-shi, 761-0396 Japan

^{††} 北九州市立大学, 北九州市
The University of Kitakyushu, 1-1 Hibikino, Wakamatsu, Kitakyushu-shi, 808-0135 Japan

a) E-mail: matsuoka@eng.kagawa-u.ac.jp
DOI:10.14923/transinfj.2015JDP7108

[12]. EF による統合では、カメラ固有の非線形応答の解析、露光時間や ISO 感度などの情報を必要とせず、また、統合後の画像はトーンマッピングによるダイナミックレンジ圧縮処理なしに既存のディスプレイデバイスで表示可能である。

一般に、ダイナミックレンジの高いシーンを撮影する際、高感度撮影、長時間露光撮影、大口径レンズ撮影などにより光量を確保することが多く、特にそれらは暗所の撮影で有効となる。しかし、高感度撮影を用いるとノイズも同様に増幅され、長時間露光撮影ではブレが生じやすくなり、大口径レンズを用いると一部の領域でピントずれがおき、ボケが生じる。前者二つの問題はそれぞれノイズ除去やボケ除去手法などで低減可能であり、多くの手法 [4], [5], [13] が提案されている。一方、後者の露光アンダー/オーバーと焦点ボケの同時復元問題を解決するために Sufi らは EF をベースとした統合手法 [12] を提案している。EF は焦点ボケを陽に考慮していないため統合結果にボケが生じる問題を有しているが、Sufi [12] らは入力画像群から最も強いエッジ強度を有する画素を選択的に統合することでこの問題を改善している。しかし、エッジ強度に基づき選択的に画素を統合することにより露出や彩度の重みが統合結果に反映されにくくなるため、白飛び黒潰れが生じる場合がある。特に、暗所シーンでは全体的に暗く視認性の低い画像が生成される傾向にある。また、局所的に細かい輝度変化をもつ領域（テクスチャ）の保持を陽に考慮していないため、細かいディテールが失われる問題がある。

そこで本論文では、露光アンダー/オーバーと焦点ボケを同時に解消する新たな多重露光画像統合手法を提案する。提案手法では、まず、ピント位置を変えることにより生じる射影歪を補正するために射影変換による画像の補正を行う。そして、多重露光画像をストラクチャ/テクスチャ成分に分離しそれぞれを適切に統合し再構成することで露光アンダー/オーバーと焦点ボケのない高コントラストな画像を得る。提案手法は、ストラクチャ/テクスチャ成分分離を導入することにより、同じ問題を取り扱っている Sufi らの統合手法 [12] では困難であった露出、彩度、及びディテールの同時保存を実現している。

本論文では、2. で従来の多重露光画像統合手法について述べ、3. では、露光アンダー/オーバーと焦点ボケの問題を解決するための新たな統合手法について述べる。4. では、複数の自然シーンに対して提案手法、

及び、従来手法を適用し比較実験を行うことで提案手法の妥当性を示し、5. で、本論文を簡潔にまとめる。なお、本論文では、入力画像の画素値を $[0, 1]$ と正規化して扱う。

2. 従来手法

2.1 重みの算出

EF [3] では、露光アンダー/オーバーのない画像を取得するために、露光を変え撮影した多重露光画像に対して、次の三つの項目に関してそれぞれ算出した重みを統合に用いる。

- **彩度**：写真は露出時間が長くなるにつれて、色の鮮やかさは失われる傾向にあり、一般に鮮やかな色合いが望まれるため、統合の重みとして考慮する必要がある。そこで、各画素において RGB チャンネル間の標準偏差を計算し彩度に関する重みを算出する。

$$w_s = \sqrt{\frac{(I_R - \mu)^2 + (I_G - \mu)^2 + (I_B - \mu)^2}{3}} \quad (1)$$

ここで、 I_R, I_G, I_B は入力画像 I の各 RGB チャンネルの画素値であり、 μ はそれらの平均値である。

- **露出**：画素強度値 0.5 付近が適正露出であり、一方で、露光アンダーや、露光オーバー付近の画素値は飽和していると考えられる。そこで、画素強度値 I に対して 0.5 を中心とした次式のガウス関数により重みを算出する。

$$w_e = \exp\left(-\frac{(I - 0.5)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

ここで、 σ はガウス関数の標準偏差であり、従来手法では $\sigma = 0.2$ を用いている。カラー画像を扱う場合は、各 RGB チャンネルごとにガウス関数により重みを算出し、その結果を乗算する。

- **コントラスト**：画像の鮮明さに関する重みは、輝度画像 I_Y に対してラプラシアンフィルタを適用しその絶対値を取ることで算出する。

$$w_c = |h_l * I_Y| \quad (3)$$

ここで、 h_l はラプラシアンフィルタカーネル、 I_Y は画像の輝度値、そして、 $*$ は畳込み演算を表す。各画素において、上記の三つの異なる性質に基づいて導出した重みを掛け合わせることで、それぞれの性質を総合した重みマップ w_f を導出する。

$$w_f = w_s \cdot w_e \cdot w_c \quad (4)$$

EF [3] では最終的にこの w_f を統合の重みとして用いている。

2.2 多重解像度表現を用いた多重露光画像統合

EF [3] では、より自然な統合を実現するためにガウシアンピラミッドとラプラシアンピラミッドを用いた多重解像度表現での統合 [14] を行っている。ここで、画素数 N の画像 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^N$ の q 層目のガウシアンピラミッドを $g_q(\mathbf{u}) \in \mathbb{R}^{N/4^q}$ 、ラプラシアンピラミッドを $l_q(\mathbf{u}) \in \mathbb{R}^{N/4^q}$ とそれぞれ定義すると、 q 層目のラプラシアンピラミッドの統合は次式により実現される。

$$l_q(\mathbf{r}) = \sum_{k=1}^K g_q(\mathbf{w}_f^{(k)}) \otimes l_q(\mathbf{u}^{(k)}) \quad (5)$$

ここで、 $\mathbf{w}_f^{(k)} \in \mathbb{R}^N$ は k 番目の露光画像から式 (4) により算出した重みマップである。ただし、画像の平均的な明るさを保つために、重みは $\sum_{k=1}^K \mathbf{w}_f^{(k)} = \mathbf{1}$ を満たすように正規化している。ここで、 $\mathbf{1} \in \mathbb{R}^N$ は要素が全て 1 のベクトルである。 $g_q(\mathbf{w}_f^{(k)})$ は重みマップの q 層目のガウシアンピラミッドであり、 $l_q(\mathbf{u}^{(k)})$ は k 番目の多重露光画像 $\mathbf{u}^{(k)}$ の q 層目のラプラシアンピラミッドである。また、 \otimes は要素ごとの乗算を表す演算子である。ラプラシアンピラミッドを用いた画像の統合は各階層ごとに式 (5) で定義される重み付き平均により行われる。同様に、各画像の最上位層のガウシアン画像（画像のエネルギーに相当）も対応する重みマップのガウシアン画像による重み付き平均により統合を行う。最終的に統合画像 $\mathbf{r} \in \mathbb{R}^N$ は統合された最上位層のガウシアン成分とラプラシアン成分 $l_q(\mathbf{r})$ をもとに逆変換することで得られる。以上の処理を RGB 各チャンネルで独立に行う。

3. 提案手法

焦点ボケと露光アンダー/オーバー領域のコントラスト復元を同時に実現するために、本手法では多重露光画像のうち、最も高いコントラストをもつ領域を取り出して統合することで細部を復元する。これを実現するための簡易な手法として、画素ごとに周辺コントラストの高低を判定し、最も高いコントラストをもつ画素を採用することが考えられる。この方法は高いコントラストが得られるが、統合画像に疑似エッジが現れ、不自然な画像となることは容易に想像できる。本手法ではこれを回避するために入力画像をストラクチャ成分とテクスチャ成分に分離し異なる処理を行う。ストラクチャ成分は 3.3 に示す、重み付き統合と l_2

最適化を用いた手法の二段階統合を行うことで原画像の構造を保ちながらコントラストを強調する。一方、テクスチャ成分は単純な画素ごとの統合を行う。これにより入力画像の自然な構造を保ったまま高いコントラストをもつ画像が得られる。図 1 に提案手法の処理手順を示す。全領域で焦点が合致し、露光アンダー/オーバーのない画像を生成するのが目的である。本研究では光量を確保するためにレンズの口径を大きくして (F 値を低く) 撮影することを前提としている。被写界深度が狭いため、全焦点画像を得るためにピント位置を変えながら、露光も変化させて撮影する。入力画像は露光を変えて複数枚撮影した多重露光画像であり、各画像においてピントの位置が異なる (図 5)。

本論文で提案する統合アルゴリズムは、入力画像にずれがないことを前提としている。そのため、ピント位置の調節の際に射影歪によるずれが生じる場合、画像間のマッチングがとれなくなり、提案統合手法が適用できない。無理に適用すると画像のずれにより、結

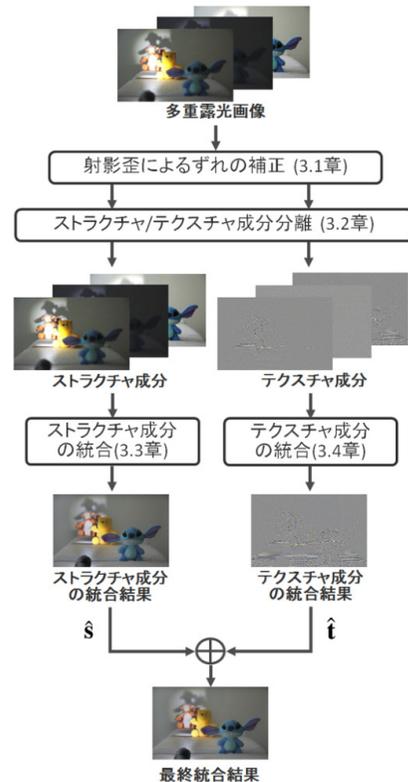


図 1 提案手法のフローチャート

Fig. 1 The flow of Proposed exposure fusion.

果画像に擬似エッジやゴーストが生じてしまう．そこで、前処理として統合の前に多重露光画像間で射影変換を用いたずれ補正を行う．また、重み付き平均に基づく統合手法は本質的にエッジや細かい輝度変化などの高周波数成分を低減してしまう．そこで、提案手法では、多重露光画像を大域的な輝度変化のみを保持した平滑領域からなるストラクチャ成分と、細かい輝度変化からなるテクスチャ成分に分離し、各成分で適切な統合を行い再構成することで露光アンダー／オーバーと焦点ボケのない高コントラストな画像生成を実現する．以下の節では、各ステップの詳細について簡潔に述べる．

3.1 射影歪によるずれの補正

本研究では、パノラマ画像生成 [15] で用いられる画像間の射影変換の推定により射影歪によるずれの補正を行う．すなわち、中露光画像を補正の基準とし、その他の低露光、高露光画像に対してそれぞれ直接線形変換 (DLT) 法 [16] により変換行列を推定し補正を行う．ここで用いる DLT 法 [16] では、変換行列の推定に画像間の対応点が必要となるが、本研究では Zaragoza らの方法 [15] と同様に参照と入力画像間の対応点探索に SIFT マッチング [17] を用いて対応点を求めている．

3.2 ストラクチャ/テクスチャ成分の分離

本研究では、焦点ボケによるコントラストの低下を避けるために多重露光画像をストラクチャ/テクスチャ成分に分離し、各成分を異なる手法で統合する．ここで、多重露光画像のストラクチャ/テクスチャ成分を求めるために Gastal と Oliveira が提案したエッジ保存平滑化フィルタ [18] を用いる．ここでは、入力画像 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{3N}$ は、ストラクチャ成分 $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^{3N}$ とテクスチャ成分 $\mathbf{t} \in \mathbb{R}^{3N}$ により構成されていると仮定し次式のモデルを用いている．

$$\mathbf{y} = \mathbf{s} + \mathbf{t}$$

上式より、エッジ保存平滑化フィルタによりストラクチャ成分 \mathbf{s} を求め、それと入力 \mathbf{y} との差をとることでテクスチャ成分 \mathbf{t} を求めている．図 2 にストラクチャ/テクスチャ分離の例を示す．ここで、テクスチャ成分は負の値をもつため表示の際に $[0, 1]$ に正規化している．

3.3 ストラクチャ成分の統合

ストラクチャ成分の統合手順を図 3 に示す．入力画像に焦点ボケが生じている場合、適正露光領域、及び、合焦領域の画素値に高い重みを付ける必要がある．し

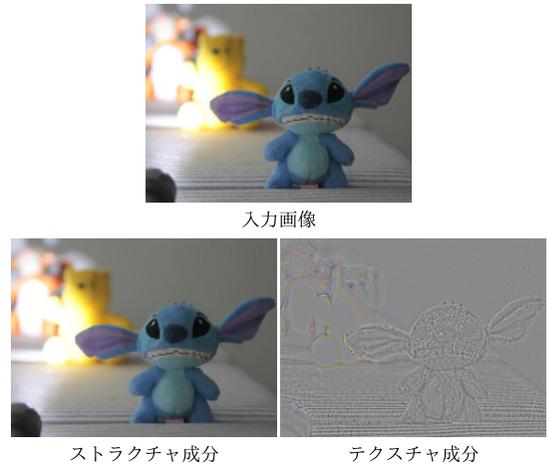


図 2 ストラクチャ/テクスチャ分離の例

Fig. 2 Example of the structure/texture decomposition.

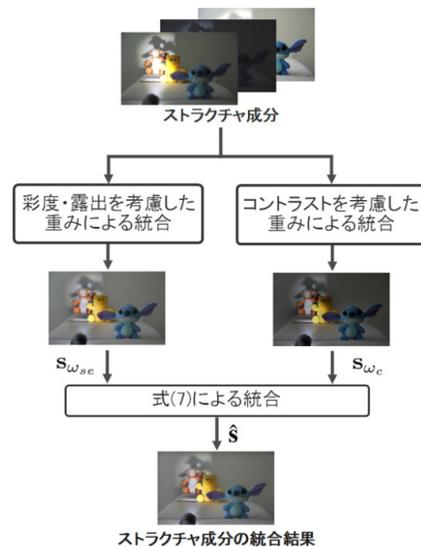


図 3 ストラクチャ成分統合の詳細

Fig. 3 The detail of the structure component integration.

かし、従来の EF [3] では式 (4) を用いて、彩度、露出、そして、コントラストに基づく重みを掛け合わせることで統合のための重みマップを導出するため、適正露光領域に焦点ボケが生じている場合、または、合焦領域が非適正露光領域に分布している場合、重みが打ち消し合いコントラストが低下する問題がある．そこで、提案手法では、彩度・露出に基づく重みと、コントラストに基づく重みを用いた統合により、露光ア

ンダー/オーバーと焦点ボケそれぞれに特化した統合を行い、それらを最適に統合するための最小化問題を解くことでストラクチャ成分の統合を行う。

3.3.1 彩度・露出及びコントラストに特化した統合
 彩度・露出に関しては、式 (1), (2) により算出した重みを乗算した $w_{se} = w_s \cdot w_e$ を、コントラストに関しては、式 (3) をもとに算出した w_c をそれぞれ統合の重みとし、式 (5) により画像の統合を行う。ただし、提案手法では、式 (3) の $h_i * I_Y$ の結果にガウシアンフィルタリングにより平滑化を行い絶対値をとることでコントラストの重み w_c を算出している。ここで、彩度・露出に関する統合結果を $\mathbf{s}_{\omega_{se}} = [\mathbf{s}_{R\omega_{se}}^T \ \mathbf{s}_{G\omega_{se}}^T \ \mathbf{s}_{B\omega_{se}}^T]^T \in \mathbb{R}^{3N}$ と定義する。 $\mathbf{s}_{R\omega_{se}}, \mathbf{s}_{G\omega_{se}}, \mathbf{s}_{B\omega_{se}} \in \mathbb{R}^N$ は彩度・露出に関する統合結果の各 *RGB* チャンネルである。同様に、コントラストに関する統合結果を $\mathbf{s}_{\omega_c} = [\mathbf{s}_{R\omega_c}^T \ \mathbf{s}_{G\omega_c}^T \ \mathbf{s}_{B\omega_c}^T]^T \in \mathbb{R}^{3N}$ と定義する。

3.3.2 最適化を用いたストラクチャ成分の統合
 前節で求めた $\mathbf{s}_{\omega_{se}}, \mathbf{s}_{\omega_c}$ を統合し最終的なストラクチャ成分の統合結果 $\hat{\mathbf{s}} \in \mathbb{R}^{3N}$ を求めるために、次式の最小化問題を提案する。

$$\min_{\hat{\mathbf{s}}} g(\hat{\mathbf{s}}), \text{ where} \\ g(\hat{\mathbf{s}}) = \|\mathbf{s}_{\omega_{se}} - \hat{\mathbf{s}}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{L}(\mathbf{s}_{\omega_c} - \hat{\mathbf{s}})\|_2^2 \quad (6)$$

ここで、 $\mathbf{s}_{\omega_{se}}, \mathbf{s}_{\omega_c}$ は前節で述べたように彩度と露出に基づく重み、そして、コントラストに基づく重みをそれぞれ用いてラプラシアンピラミッドにより統合した結果である。また、 $\mathbf{L} = \text{diag}\{\mathbf{L}', \mathbf{L}', \mathbf{L}'\} \in \mathbb{R}^{3N \times 3N}$ はラプラシアン演算子を表す畳込み行列 $\mathbf{L}' \in \mathbb{R}^{N \times N}$ を対角成分としてもつブロック対角行列であり、 λ はコストのバランスを調整する重みである。ここで、一項目は彩度と露出に基づく重みで統合した結果との自乗誤差項であり、二項目はコントラストに基づく重みで統合した結果との勾配の自乗誤差を考慮する項である。式 (6) は $\hat{\mathbf{s}}$ に関して二次式であるため、最適解は正規方程式を解くことで得られる。

$$\hat{\mathbf{s}} = \left(\mathbf{E} + \lambda \mathbf{L}^T \mathbf{L} \right)^{-1} (\mathbf{s}_{\omega_{se}} + \lambda \mathbf{L}^T \mathbf{L} \mathbf{s}_{\omega_c}) \quad (7)$$

ここで、 $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{3N \times 3N}$ は単位行列である。 \mathbf{L} はBCCB(Block Circulant with Circulant Block) 行列であり、 \mathbf{L}^T 及び $\mathbf{L}^T \mathbf{L}$ も同様にBCCB行列となるため、高速フーリエ変換(FFT)により対角化が可能となり、効率良く解くことができる。

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathcal{F}^{-1} \left\{ \frac{\mathcal{F}\{\mathbf{s}_{\omega_{se}}\} + \lambda \overline{\mathcal{F}\{h_i\}} \otimes \mathcal{F}\{h_i\} \otimes \mathcal{F}\{\mathbf{s}_{\omega_c}\}}{\mathcal{F}\{1\} + \lambda \overline{\mathcal{F}\{h_i\}} \otimes \mathcal{F}\{h_i\}} \right\}$$

ここで、 $\mathcal{F}\{\cdot\}, \mathcal{F}^{-1}\{\cdot\}$ はそれぞれフーリエ変換と逆フーリエ変換を表し、 $\overline{\mathcal{F}\{\cdot\}}$ は複素共役を表す。また、 h_i はラプラシアンフィルタカーネル、 \otimes は要素ごとの乗算を表す演算子である。ここでは、除算も同様に要素ごとに演算している。

3.4 テクスチャ成分の統合

図2より、焦点ボケをもつ画像のテクスチャ成分は合焦領域において高い値をもつことが分かる。そのため、多重露光画像間でテクスチャの値が大きいものを選択することで高コントラストなテクスチャ成分を生成することが可能となる。しかし、*RGB* チャンネルで独立に最大となるテクスチャを選択する場合、画像のカラーバランスが崩れ最終的な統合結果にカラーアーティファクトが生じてしまう。そこで、次式より*RGB* チャンネルの ℓ_2 ノルムが最大となる露光画像を画素ごとに求める。

$$k^* = \arg \max_k \sqrt{(t_{Rn}^{(k)})^2 + (t_{Gn}^{(k)})^2 + (t_{Bn}^{(k)})^2} \quad (8)$$

ここで、 $t_{Rn}^{(k)}, t_{Gn}^{(k)}, t_{Bn}^{(k)}$ は k 枚目の露光画像のテクスチャ成分の n 番目の各 *RGB* 成分である。そして、 k^* 枚目の露光画像の *RGB* 成分を統合後のテクスチャの n 番目の *RGB* 成分とする。以上の処理を全画素に対して行うことで最終的なテクスチャ成分 $\hat{\mathbf{t}} \in \mathbb{R}^{3N}$ を得る。多重露光画像の最終的な統合結果は、 $\hat{\mathbf{t}}$ と式 (7) より得られた $\hat{\mathbf{s}}$ の和をとることで得られる。

4. 実験及び考察

本章では、高いダイナミックレンジの屋内と屋外の計4シーンより取得した多重露光画像に対して提案手法、及び、従来手法を適用し比較することで提案手法の有効性を示す。

4.1 実験用画像とパラメータの設定

入力の多重露光画像はCANON EOS 20Dと三脚を用いて取得しており、これらの多重露光画像はF値を低い値に設定し、露出時間とピント位置を変えその他の設定を固定し撮影している。また、露光画像は、低露光、中露光、そして、高露光の三枚とし、各露光画像は異なる距離で焦点が合っているものとする。いずれも動物や車などの動きのある被写体を含まない静止画像である。本実験では、提案手法の汎用性を確認

するために屋内・屋外それぞれ2シーンずつ計4シーンを用いて実験を行う。図4に実験で用いた各シーンの中露光画像を示し、図5に scene2 における3枚の入力画像を示す。提案手法や従来手法 [3], [10]~[12] を含む画像統合手法では、適正露光領域に焦点が合っていない場合、その詳細を得ることはできない。入力画像にない情報は本質的に復元できないためである。全ての画像で適正露光領域に焦点位置が合っていない場合は、提案手法、従来手法ともに、ボケの影響が残り、差異が見られない。よってここでは本手法と従来手法の性能差を明確に示すため、図5のとおり、適正露光領域に焦点位置を合わせて各画像を撮影した多重露光画像を入力としている。また、実験で用いた式 (7) の重みパラメータ λ の値は画質を考慮して手動で適し



図4 実験に用いたシーン
Fig. 4 Scenes used in our experiment.

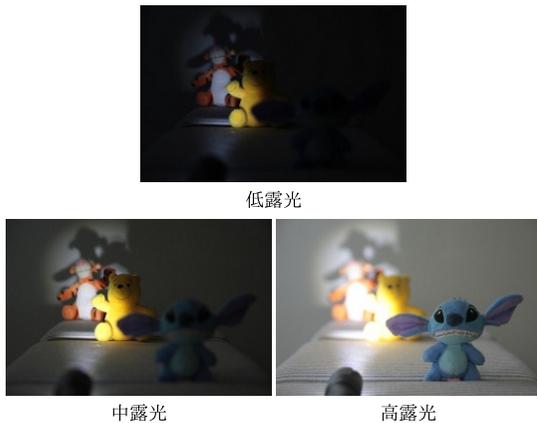


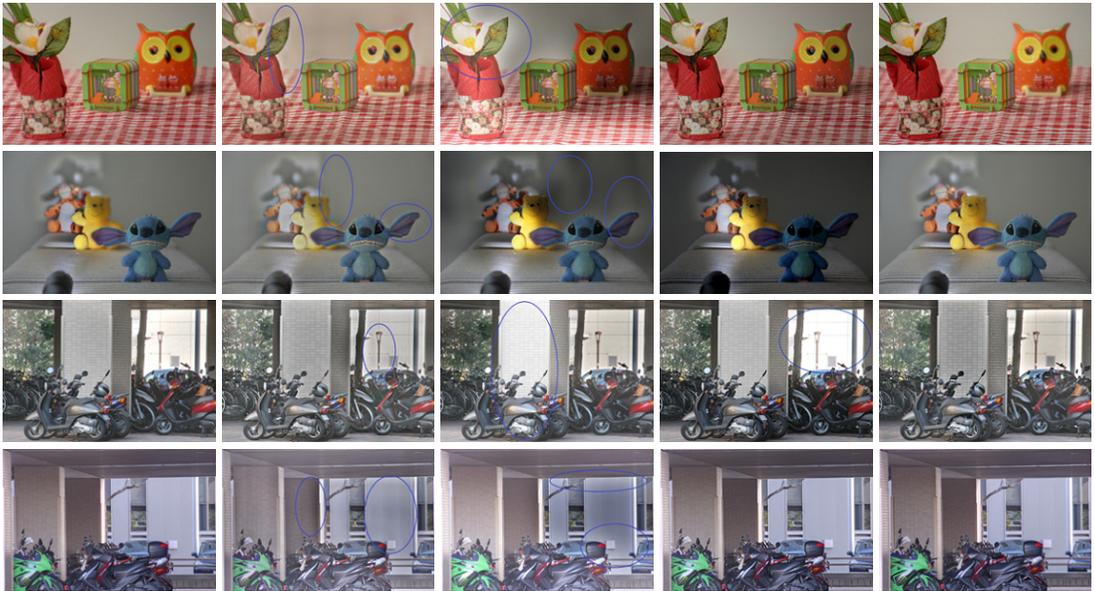
図5 異なる焦点ボケをもつ多重露光画像の例
Fig. 5 Example of the multiple exposure image with different focus blur.

た値を探索し、結果 $\lambda = 2.0 \cdot 10^3$ と画像に依存しない値を用いた。図6にストラクチャ成分の統合例を示す。図6より、 $s_{\omega_{se}}$ でボケが生じている領域においてシャープなエッジをもつ s_{ω_c} のコントラストを保持した統合結果が得られていることが分かる。

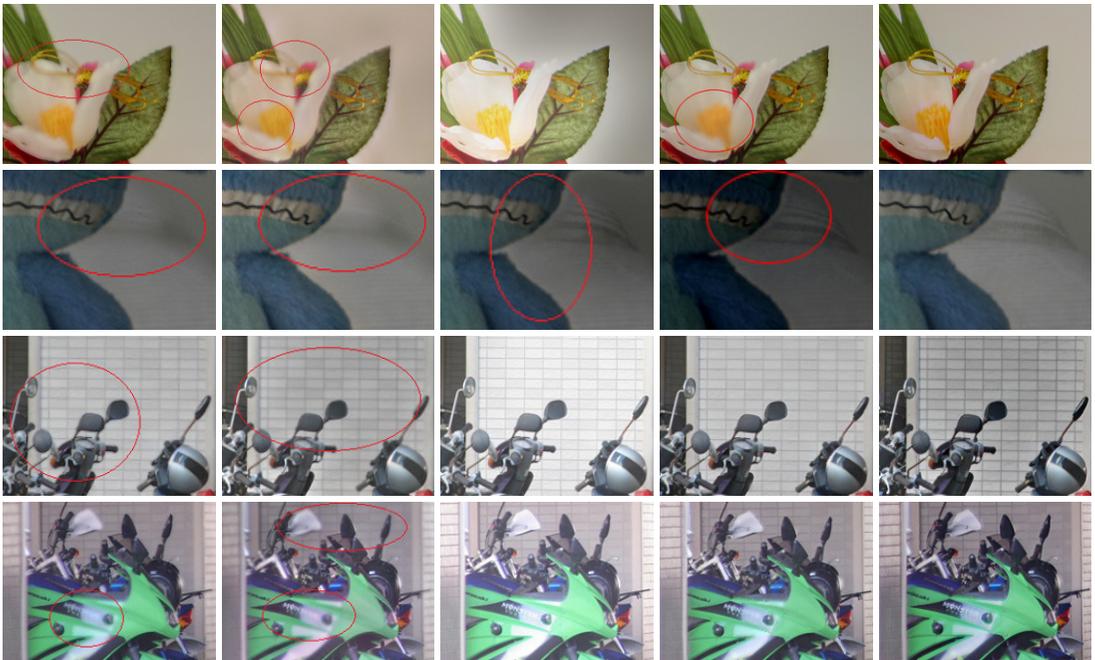
本実験では、従来の統合手法である EF [3], Detail-Preserving Exposure Fusion (DPEF) [10], Image Fusion with Guided Filtering (IFGF) [11], そして、Combined Exposure and Focus Fusion (CEFF) [12] との比較を行う。2. で述べたように、EF では多重露光画像を彩度・露出・コントラストに基づき算出した重みとガウシアン/ラプラシアンピラミッドによる多重解像度表現を用いて統合することで露光アンダー/オーバーのない高コントラストな画像を得ている。また、DPEF では Quadrature mirror filter (QMF) [19] に基づくウェーブレット変換により多重露光画像をサブバンド分解し、EF と同様に彩度・露出・コントラストに基づく重みを用いて画像を統合し、更に、人間の知覚特性に基づいたサブバンド強調により自然で高コントラストな画像統合を実現している。対して、IFGF では入力画像に平均化フィルタを施した結果をベースレイヤ、そして、入力画像とベースレイヤの差分をディテールレイヤとしそれぞれの層で適切な統合を行い再構成することで計算コストの高い多重解像度表現を用いずに高コントラストな画像を生成する。ここで、各層の統合に用いる重みは入力画像から算出した saliency map を入力画像をガイドとした Guided Filtering [20] により平滑化することで算出しており、画素強度と局所的な輝度の一貫性を保持した高コントラストな画像統合を低い処理コストで実現している。CEFF は EF [3] と同じアプローチを統合に採用しており、コントラストに基づく重みを各画像のラプラシアンピラミッドの一層目の強度に基づくバイナリの重みに変更した手法である。バイナリの重みを用いることでシャープなエッジをもつ画像生成を実現している。本実験では、各従来手法のパラメータはそれぞれの論



図6 ストラクチャ成分の統合例
Fig. 6 Example of structure component integration.



(a) 多重露光画像の統合結果



(b) 統合結果の拡大図

図 7 多重露光画像の統合結果：(左から) EF [3], DPEF [10], IFGF [11], CEFF [12], 提案手法

Fig. 7 Fused results of multiple exposure images: (from left to right) EF [3], DPEF [10], IFGF [11], CEFF [12], and Our method.

文に記載されている値を用いている。また、統合手法の正確な比較を行うために従来手法の入力には提案手法と同様に 3.1 のずれ補正により補正した多重露光画像を用いている。

4.2 定性評価

図 7 に提案手法と従来手法それぞれの統合結果を示す。図 7(a) より、提案手法、従来手法ともに露光アンダー／オーバーの復元が確認できる。しかし、DPEF、IFGF では、輝度変化の激しいエッジ付近でハローが生じており、特に青丸で囲まれた領域で顕著である。対して、提案手法及び EF では、シーンの大域的な輝度情報を保持できており知覚的に自然な結果となっている。また、図 7(b) より、EF、DPEF、及び CEFF では赤丸で示す領域のコントラストが低下しており、特に、scene1, scene2, 及び scene4 のように明暗の変化が大きいシーンでは顕著である。これは、入力の多重露光画像において、適正露光領域に焦点ボケが生じている、または、合焦領域が飽和領域に存在しているため、統合の際に露出に関する重みとコントラストに関する重みが互いに打ち消し合うことにより統合結果にボケが生じていると考えられる。また、IFGF では、ほとんどのシーンにおいて鮮明な詳細を保持できていることが確認できる。しかし、図 7(b) の scene2 の結果より、ぬいぐるみと背景の境界付近に輪郭に沿ったボケが生じていることが確認できる。対して、提案手法は、従来手法では見られるボケや不自然な輝度変化のない自然で高コントラストな画像を全てのシーンにおいて生成できている。

4.3 定量評価

本実験では、コントラストの度合いを定量的に評価するために、ラプラシアンフィルタリング結果の絶対値平均 (Mean Absolute Laplacian: MAL) による比較を行った。結果を表 1 に示す。表 1 より、提案手法は従来手法に比べ比較的高い MAL 値を示している。ラプラシアン値は画像に含まれる高周波数成分に相当するため、提案手法は従来手法に比べ高いコントラ

ストを保持しているといえる。

4.4 処理速度

各手法は MATLAB 上 (Intel Core i7 2.4GHz CPU) で実装されており、サイズ (256×384×3) の多重露光画像 (低露光, 中露光, 高露光の計 3 枚) を入力とする場合の各従来手法の処理時間は平均してそれぞれ、EF: 0.54sec, DPEF: 0.91sec, IFGF: 0.36sec, そして、CEFF: 0.43sec である。一方で、提案手法の処理時間は平均して 0.86sec である。結果、本手法は従来の多重露光画像統合手法より比較的に高コントラストな画像を同程度の処理時間で得られることが分かる。

5. むすび

本論文では、露光アンダー／オーバーと焦点ボケを同時に解消する新たな多重露光画像統合手法を提案した。また、提案手法を用いることにより、合焦領域のエッジ情報を鮮明に保存しつつ、露光アンダー／オーバーのない高品質な画像の生成が可能であることを示した。実験では、高いダイナミックレンジの屋内及び屋外の自然シーンより取得したピント位置の異なる多重露光画像に提案手法を適用し、従来手法と比較することでその有効性を示した。

文 献

- [1] T. Mitsunaga and S. Nayar, "Radiometric self calibration," IEEE Computer Society Conference on Comput. Vis. Pattern Recognit., pp.380, vol.1, 1999.
- [2] P.E. Debevec and J. Malik, "Recovering high dynamic range radiance maps from photographs," ACM SIGGRAPH 2008 classes, SIGGRAPH '08, pp.31:1-31:10, 2008.
- [3] T. Mertens, J. Kautz, and F.V. Reeth, "Exposure fusion," Pacific Conference on Computer Graphics and Applications, pp.382-390, 2007.
- [4] R. Matsuoka, T. Baba, M. Okuda, and K. Shirai, "High dynamic range image acquisition using flash image," IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, pp.1612-1616, 2013.
- [5] R. Matsuoka, T. Yamauchi, T. Baba, and M. Okuda, "Weight optimization for multiple image integration," 2013 20th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp.795-799, Sept 2013.
- [6] N. Sugiyama, H. Kaida, X. Xue, T. Jinno, N. Adami, and M. Okuda, "Hdr image compression using optimized tone mapping model," Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009. ICASSP 2009. IEEE International Conference on, pp.1001-1004, IEEE, 2009.
- [7] T. Jinno, H. Watanabe, and M. Okuda, "High contrast tone-mapping and its application for two-layer

表 1 結果の MAL による比較
Table 1 Comparison of mean absolute Laplacian.

	scene1	scene2	scene3	scene4
EF [3]	0.0258	0.0115	0.0502	0.0325
DPEF [10]	0.0244	0.0126	0.0527	0.0330
IFGF [11]	0.0314	0.0123	0.0545	0.0371
CEFF [12]	0.0311	0.0124	0.0562	0.0408
Our method	0.0331	0.0134	0.0567	0.0384

high dynamic range coding,” Signal Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), 2012 Asia-Pacific, pp.1–4, 2012.

- [8] T. Jinno, M. Okuda, and N. Adami, “New local tone mapping and two-layer coding for HDR images,” 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp.765–768, 2012.
- [9] E. Reinhard, G. Ward, S. Pattanaik, and P. Debevec, High Dynamic Range Imaging: Acquisition, Display, and Image-Based Lighting (The Morgan Kaufmann Series in Computer Graphics), Morgan Kaufmann Publishers, 2005.
- [10] J. Shen, Y. Zhao, and Y. He, “Detail-preserving exposure fusion using subband architecture,” The Visual Computer, vol.28, no.5, pp.463–473, 2012.
- [11] S. Li, X. Kang, and J. Hu, “Image fusion with guided filtering,” IEEE Trans. Image Process., vol.22, pp.2864–2875, 2013.
- [12] A. Sufi, D. Zhang, and G. van der Wal, “A single algorithm combining exposure and focus fusion,” 2011 18th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp.1325–1328, Sept 2011.
- [13] L. Yuan, J. Sun, L. Quan, and H.Y. Shum, “Image deblurring with blurred/noisy image pairs,” ACM Trans. Graph., vol.26, no.3, pp.1–10, July 2007.
- [14] P. Burt and E. Adelson, “The laplacian pyramid as a compact image code,” IEEE Trans. Commun., vol.31, no.4, pp.532–540, April 1983.
- [15] J. Zaragoza, T.J. Chin, M.S. Brown, and D. Suter, “As-projective-as-possible image stitching with moving DLT,” CVPR, pp.2339–2346, 2013.
- [16] R.I. Hartley and A. Zisserman, Multiple View Geometry in Computer Vision, second ed., Cambridge University Press, ISBN: 0521540518, 2004.
- [17] D.G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” Int. J. Comput. Vision, vol.60, no.2, pp.91–110, Nov. 2004.
- [18] E.S.L. Gastal and M.M. Oliveira, “Domain transform for edge-aware image and video processing,” ACM TOG, vol.30, no.4, pp.69:1–69:12, 2011. Proc. of SIGGRAPH 2011.
- [19] E.P. Simoncelli and E.H. Adelson, “Subband transforms,” in Subband Image Coding, ed. J.W. Woods, ch. 4, pp.143–192, Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, 1990.
- [20] K. He, J. Sun, and X. Tang, “Guided image filtering,” Proc. 11th European Conference on Computer Vision: Part I, ECCV’10, Berlin, Heidelberg, pp.1–14, Springer-Verlag, 2010.

(平成 27 年 12 月 1 日受付, 28 年 4 月 14 日再受付,
7 月 1 日早期公開)



松岡 諒 (正員)

研究に従事。

2011 北九州市立大学情報メディア工学科卒。2013 同大学院国際環境工学研究科情報工学専攻博士前期課程修了。2016 同大学院博士後期課程修了。博士(工学)。同年香川大学工学部電子情報工学科助教。主として画像処理工学, 信号処理工学の研究に従事。



石橋 治樹

2013 北九州市立大学情報メディア工学科卒。2015 同大学院国際環境工学研究科情報工学専攻博士前期課程修了。



馬場 達也 (学生員)

2012 北九州市立大学情報メディア工学科卒。2014 同大学院国際環境工学研究科情報工学専攻博士前期課程修了。現在, 同大学院博士後期課程に在学中。主として画像処理工学の研究に従事。



奥田 正浩 (正員)

平 5 慶應・理工・電気卒。平 10 同大学院博士課程修了。工博。平 13 北九州市立大学・助教授。平 23 同教授。主として信号処理, 画像処理に関する研究に従事。