

# 多重露光画像を用いたノイズ除去のための重み最適化

## Weight Optimization for Multi-exposure Noise Reduction

山内智弘<sup>†</sup>

松岡諒<sup>†</sup>

馬場達也<sup>†</sup>

奥田正浩<sup>†</sup>

<sup>†</sup>北九州市立大学大学院国際環境工学研究科

Tomohiro Yamauchi<sup>†</sup>

Ryo Matsuoka<sup>†</sup>

Tatsuya Baba<sup>†</sup>

Masahiro Okuda<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Faculty of Environmental Engineering, The University of Kitakyushu

**アブストラクト** 高ダイナミックレンジ画像 HDRI(High Dynamic Range Image) は、通常のビットマップや JPEG 等に代表される低ダイナミックレンジ画像 LDRI(Low Dynamic Range Image) とは異なり、暗部から明部までの広いダイナミックレンジを高いビット数で表現する画像である。本論文では、多重露光画像統合を用いたノイズ除去アルゴリズムを提案する。HDR 画像統合において低露光撮影の際、高 ISO 感度で撮影するとセンサノイズによって暗部の画質は低下し、同時に実質的なダイナミックレンジも低下する。さらに HDR 画像は、多くの場合トーンマッピングにより暗部が強調されて出力されるため、暗部のノイズ除去は重要である。提案アルゴリズムは、凸最適化アルゴリズムを用いて HDR 画像統合のための最適な LDR 画像と重みを求める。実際に、HDR 画像を用いて実験を行い、提案手法の有効性を示す。

### 1 はじめに

暗いシーンの撮影において、露光時間を長く設定すると、被写体の動きやカメラのぶれが原因となり、得られる画像はボケを生じる。また、ISO 感度を高く設定すると、センサノイズによって暗部の画質は劣化する。これまで、画像のボケやノイズを除去する手法が数多く提案されている [1]-[5]。その中でも複数画像の統合は、最も簡易なノイズ除去手法の一つである。一般的に、複数の画像の平均画像を求めることでランダムなノイズを除去できる [3]。

近年、HDR 画像の需要は増加傾向にある。一般的に、広いダイナミックレンジを得るため、低露光から高露光までの多重露光画像を統合し、HDR 画像は生成される [6]-[10]。また、暗いシーンの多重露光画像の取得の際は、被写体ぶれや手ぶれによるボケを防ぐために、ISO 感度は高く設定される。しかし、ISO 感度を高く設定すると、視認できる程にセンサノイズが増幅され、画質が劣化する。通常、ダイナミックレンジは輝度の最大値とノイズに支配されていない最小の輝度値との比で定義されるため、センサノイズによって画像のダイナミックレンジは低下する。

文献 [11] では画像統合のための重み最適化手法が提案されたが、この手法はノイズの生じていない画像を入力画像と仮定しているため、ノイズ除去について考慮していない。そこで、著者等はこれまでノイズ除去に考慮した重み最適化手法 [13] を提案している。

本稿では、先行研究を発展させ、ノイズ除去性能を向上させたアルゴリズムを提案する。提案手法は、凸最適化問題を解くことで多重露光画像統合のための最適な重みとノイズ劣化のない LDR 画像を求める。LDR 画像最適化と重み最適化を行うことで、最終的にノイズ劣化のない HDR 画像を得る。従来のノイズ除去手法との複数の比較実験を行い、提案手法がノイズ除去に有効であることを示す。

以下では、2 章において多重露光画像統合について説明し、3 章で Total Variation ノイズ除去手法、LDR 画像最適化手法と重み最適化手法について述べる。そして、4 章では従来のノイズ除去手法と提案手法の比較実験を行う。最後に、5 章で本稿をまとめる。

### 2 多重露光画像統合

まず初めに、 $\mathbf{l}_k \in \mathbb{R}^N (k=1,2,\dots,K)$  は  $N$  画素の入力画像のベクトル表記とする。多重露光画像統合は複数画像の重み付き一次結合としてモデル化できる。

$$\mathbf{h} = \sum_{k=1}^K \mathbf{L}_k \mathbf{w}_k \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{L}_k \in \mathbb{R}^{N \times N}$  は対角行列  $\mathbf{L}_k = \text{diag}\{\mathbf{l}_k\}$  であり、 $\mathbf{w}_k \in \mathbb{R}^N$  は  $k$  枚目の画像にかかる重みである。画像の平均的な明るさを保つために、重みは  $\sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k = \mathbf{1}$  を満たす。ここで、 $\mathbf{1} \in \mathbb{R}^N$  は全要素が 1 の値をもつベクトルである。

多重露光画像統合では、正確に画像を線形化するために、 $\hat{\mathbf{l}}_k = g(\mathbf{l}_k)$  の関係を満たすカメラレスポンスカーブ  $g$  の逆関数  $g^{-1}$  を求める [6]。ここで、 $\hat{\mathbf{l}}_k, \mathbf{l}_k \in \mathbb{R}^N$  はそれぞれ  $k$  枚目の非線形画像と線形画像である。逆カメラレスポンスカーブはキャリブレーションにより求めるこ

とができ、現在までにいくつかの手法が提案されている。提案手法では、多項式により逆カメラレスポンスカーブを近似する Mitsunaga 等の手法 [9] を用いる。逆カメラレスポンスカーブを求めると、画像は  $\mathbf{l}_k = g^{-1}(\hat{\mathbf{l}}_k)/t_k$  によって線形化される。 $t_k$  は  $k$  枚目の画像の露光時間である。そして、線形化された画像は式 (1) によって統合される。

### 3 提案手法

提案手法では、最終的にノイズ劣化のない HDR 画像を得るために、ノイズ劣化のない LDR 画像  $\tilde{\mathbf{l}}_k$  と、 $\tilde{\mathbf{l}}_k$  にかかる重み  $\mathbf{w}_k$  を求める。従って、まず初めに従来の重み関数である Hat 関数 [7] を用いて HDR 画像を生成し、式 (2) によりノイズレスな HDR 画像  $\mathbf{h}$  を求める。次に  $\mathbf{h}$  を入力として、式 (3) を用いて LDR 画像  $\tilde{\mathbf{l}}_k$  の最適化を行う。最後に式 (4) により  $\tilde{\mathbf{l}}_k$  にかかる重み  $\mathbf{w}_k$  を求め、ノイズ劣化のない HDR 画像を得る。

#### 3.1 Total Variation ノイズ除去手法

提案手法では、従来手法である TV ノイズ除去手法 [12] により求めた  $\mathbf{h}$  を入力として、最適な重みを求める。TV ノイズ除去手法はノイズの統計的情報を用いて修復画像の総変動 (total variation) を最小化する手法である。重み  $\mathbf{w}_k$  が与えられると、コスト関数は以下に定義できる。

$$\min_{\mathbf{h}} \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{L}_k \mathbf{w}_k - \mathbf{h} \right\|_2^2 + \gamma \|\nabla \mathbf{h}\|_1 \quad (2)$$

$\sum_{k=1}^K \mathbf{L}_k \mathbf{w}_k$  は入力画像のベクトル表記であり、 $\gamma$  はバランス係数である。また、 $\nabla \mathbf{h}$  は修復画像の勾配のベクトル表記である。

#### 3.2 LDR 画像最適化

提案手法では、重み最適化だけでなく多重露光画像統合に用いる LDR 画像の最適化を行ってノイズ劣化のない LDR 画像を求め、最終的に HDR 画像のノイズ除去性能を向上させる。具体的には以下のコスト関数を最小化する  $\tilde{\mathbf{l}}_k$  を求める。

$$\min_{\tilde{\mathbf{l}}_k} \|\mathbf{l}_k - \tilde{\mathbf{l}}_k\|_2^2 + \gamma \|\nabla \mathbf{h} - \nabla \tilde{\mathbf{l}}_k\|_1 \quad (k = 1, 2, \dots, K) \quad (3)$$

$\mathbf{l}_k$  は入力画像のベクトル表記であり、 $\nabla \mathbf{h}$  は式 (2) から求めた HDR 画像の勾配である。式 (3) は、第 2 項を加えることで、TV ノイズ除去手法に比べ、画像のエッジを保存したノイズ除去を行うことが可能である。

#### 3.3 重み最適化

提案手法では、LDR 画像の最適化だけでなく多重露光画像統合に用いる重みの最適化を行い、ノイズ除去について考慮した重みを求め、最終的に HDR 画像のノイズ除

去性能を向上させる。以下の最適化問題を解き、多重露光画像統合における重み  $\mathbf{w}_k$  を求める。

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}} \quad & \|\bar{\mathbf{p}}_w - \mathbf{h}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{D}\bar{\mathbf{p}}_w\|_1 \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k = \mathbf{1}, \text{ and } \mathbf{w}_k \in S \quad (k = 1, 2, \dots, K) \end{aligned} \quad (4)$$

式 (4) において、 $\bar{\mathbf{p}}_w = \sum_{k=1}^K \tilde{\mathbf{L}}_k \mathbf{w}_k$  であり、 $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{2N \times N}$  は垂直方向と水平方向に前方差分を行うフィルタ行列である。また、 $S$  は以下に示す凸集合である。

$$S = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N \mid x_i \in [0, 1] \quad (i = 1, 2, \dots, N)\} \quad (5)$$

$\bar{\mathbf{p}}_w$  は  $\sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k = \mathbf{1}$  より以下のように表せる。

$$\bar{\mathbf{p}}_w = \sum_{k=1}^K \tilde{\mathbf{L}}_k \mathbf{w}_k = \sum_{k=1}^{K-1} (\tilde{\mathbf{L}}_k - \tilde{\mathbf{L}}_K) \mathbf{w}_k + \tilde{\mathbf{L}}_K \quad (6)$$

$\mathbf{P} (\in \mathbb{R}^{N \times N(K-1)}) = [(\tilde{\mathbf{L}}_1 - \tilde{\mathbf{L}}_K) (\tilde{\mathbf{L}}_2 - \tilde{\mathbf{L}}_K) \cdots (\tilde{\mathbf{L}}_{K-1} - \tilde{\mathbf{L}}_K)]$ 、 $\mathbf{W} (\in \mathbb{R}^{N(K-1)}) = [\mathbf{w}_1^T \mathbf{w}_2^T \cdots \mathbf{w}_{K-1}^T]$  とおくと、式 (4) は以下に書き換えられる。

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}} \quad & \|\mathbf{P}\mathbf{W} + (\tilde{\mathbf{l}}_K - \mathbf{h})\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{D}(\mathbf{P}\mathbf{W} + \tilde{\mathbf{l}}_K)\|_1 \\ & + \iota_S(\mathbf{C}\mathbf{W}) + \sum_{k=1}^{K-1} \iota_S(\mathbf{w}_k) \end{aligned} \quad (7)$$

ここで、 $\iota_S$  は以下の指示関数である。

$$\iota_S(\mathbf{v}) = \begin{cases} 0, & \text{if } \mathbf{v} \in S \\ +\infty, & \text{if } \mathbf{v} \notin S \end{cases} \quad (8)$$

そして、 $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{N \times N(K-1)}$  は  $(K-1)$  個の単位行列から成る  $N \times N(K-1)$  サイズの行列である。

$$\mathbf{C} = \underbrace{[\mathbf{I}_N \ \mathbf{I}_N \ \cdots \ \mathbf{I}_N]}_{K-1}$$

式 (7) の第 3 項は、 $\sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k = \mathbf{1}$  を保障し、第 4 項は  $\mathbf{w}_k$  の範囲を  $[0, 1]$  に制限するための項である。

式 (7) を凸最適化アルゴリズム primal-dual splitting [15] を用いて解く。primal-dual splitting は、以下の最小化問題を解くアルゴリズムである。

$$\min_{\mathbf{x}} F(\mathbf{x}) + G(\mathbf{x}) + H(\mathbf{L}\mathbf{x}) \quad (9)$$

ここで、 $F$ 、 $G$ 、 $H$  は凸関数であり、 $F$  は微分可能である。また、 $\mathbf{L}$  は線形演算子である。式 (7) は以下のように

primal-dual splitting に適用される。

$$F(\mathbf{x}) = \frac{\alpha}{2} \left\| \mathbf{P}\mathbf{x} + (\tilde{\mathbf{I}}_K - \mathbf{h}) \right\|_2^2$$

$$G(\mathbf{x}) = 0$$

$$\mathbf{L} = \underbrace{\begin{bmatrix} & \text{DP} & & & \\ \text{---} & & & & \\ & \mathbf{C} & & & \\ \text{---} & & & & \\ \mathbf{I}_N & 0 & \cdots & 0 & \\ 0 & \mathbf{I}_N & \cdots & 0 & \\ \vdots & & \ddots & \vdots & \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{I}_N & \end{bmatrix}}_{K-1} \quad \left( \in \mathbb{R}^{N(K+2) \times N(K-1)} \right)$$

$$H(\mathbf{u}) = \alpha \left\| \mathbf{x}_a + \tilde{\mathbf{I}}_d \right\|_1 + \iota_S(\mathbf{x}_b) + \sum_{k=1}^{K-1} \iota_S(\mathbf{x}_{ck})$$

ここで、 $\tilde{\mathbf{I}}_d = \mathbf{D}\tilde{\mathbf{I}}_k$  であり、

$\mathbf{u} = \left[ \mathbf{x}_a^T \mathbf{x}_b^T \mathbf{x}_{c1}^T \mathbf{x}_{c2}^T, \dots, \mathbf{x}_{c(K-1)}^T \right]^T$ , ( $\mathbf{x}_* \in \mathbb{R}^N$ ) である。そして、次の2つの proximal operator<sup>1</sup>を繰り返し解くことで、最適解を求める。

1.  $\mathbf{x}_{n+1} := \text{prox}_{\gamma_1 G}(\mathbf{x}_n - \gamma_1 \nabla F(\mathbf{x}_n) - \gamma_1 \mathbf{L}^* \mathbf{y}_n)$
2.  $\mathbf{y}_{n+1} := \text{prox}_{\gamma_2 H^*}(\mathbf{y}_n + \gamma_2 \mathbf{L}(2\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n))$ , (10)

$\nabla F$  は  $F$  の勾配であり、 $\mathbf{L}^*$  は  $\mathbf{L}$  の随伴行列である。また、 $\mathbf{x}_n$  ( $n \in \mathbb{N}$ ) は式 (9) の解に収束する。式 (10) の proximal operator を以下に示す。

$$\begin{aligned} \text{prox}_{\gamma_1 G}(\mathbf{x}) &= \mathbf{x} \\ \text{prox}_{\gamma_2 H^*}(\mathbf{u}) &= \mathbf{u} - \gamma_2 \text{prox}_{H/\gamma_2} \left( \frac{\mathbf{u}}{\gamma_2} \right), \end{aligned} \quad (11)$$

ここで、 $\text{prox}_{H/\gamma_2}(\mathbf{u})$

$= \left[ P_a(\mathbf{x}_a)^T P_b(\mathbf{x}_b)^T bP_b(\mathbf{x}_{c1})^T, \dots, P_b(\mathbf{x}_{(K-1)})^T \right]^T$  である。また、 $P_a: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^N$  は以下のソフト閾値処理関数である。

$$P_a(x_i) = \begin{cases} x_i - \alpha/\gamma_2, & \text{if } x_i - \alpha/\gamma_2 > -l_{d,i}^* \\ x_i + \alpha/\gamma_2, & \text{if } x_i + \alpha/\gamma_2 < -l_{d,i}^* \\ -\tilde{l}_{d,i} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

ここで、 $\tilde{l}_{d,i}$  は  $\tilde{\mathbf{I}}_d$  の  $i$  番目の要素であり、 $P_b: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^N$  は次式で与えられる。

$$P_b(x_i) = \begin{cases} 0, & \text{if } x_i < 0 \\ x_i, & \text{if } 0 \leq x_i \leq 1 \\ 1, & \text{if } x_i \geq 1. \end{cases} \quad (13)$$

従って、最終的な提案手法のアルゴリズムは Algorithm1 に示される。

<sup>1</sup> $\gamma$  と  $F(y)$  の proximal operator は以下に定義される。  
 $\text{prox}_{\gamma F}(\mathbf{x}) = \arg \min_{\mathbf{y}} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2 / 2 + \gamma F(\mathbf{y})$

---

#### Algorithm 1 Proposed Algorithm

---

- 1: Set  $l=0$ , and  $\mathbf{l}_k, \mathbf{w}^{(0)}$  are given.
  - 2: Solve (2) for  $\mathbf{w} = \mathbf{w}^{(0)}$ .
  - 3: Solve (3) using  $\mathbf{h}$ .
  - 4: Set  $n = 0, \mathbf{x}^{(n)} = \mathbf{w}^{(n)}, \mathbf{y}^{(n)} = \mathbf{L}\mathbf{x}$ .
  - 5:  $\mathbf{x}^{(n+1)} = \text{prox}_{\gamma_1 G}(\mathbf{x}^{(n)} - \gamma_1 \nabla F(\mathbf{x}^{(n)}) - \gamma_1 \mathbf{L}^* \mathbf{y}^{(n)})$
  - 6:  $\mathbf{y}^{(n+1)} = \text{prox}_{\gamma_2 H^*}(\mathbf{y}^{(n)} - \gamma_2 \mathbf{L}(2\mathbf{x}^{(n+1)} - \mathbf{x}^{(n)}))$
  - 7: If the criterion is not satisfied, increment  $n$  by 1 and then go to 4:.
  - 8: Set  $\mathbf{w} = \mathbf{x}^{(n+1)}$  and make a HDR image.
- 

#### 4 実験結果

HDR 生成に必要な多重露光画像の取得には CANON EOS 20D を使用し、露光時間以外の設定を全て固定して撮影した。また、以降で示す画像は HDR 画像に reinhard のトーンマッピング [16] を施し、LDR 画像に変換した画像である。

本論文では、2つの実験を行った。1つ目の実験として、ISO100 で撮影した画像にランダムノイズを付加し劣化させた画像を入力画像として実験を行った。提案手法と比較する手法として、従来のノイズ除去手法である 3.1 節の TV ノイズ除去手法 [12] を用いた。TV ノイズ除去手法では多重露光画像統合において、従来の重み関数である Hat 関数を用いた。また、数値比較では著者等の先行研究 [13] との比較を行った。先行研究は HDR 画像と重みの最適化を行うが、提案手法は LDR 画像と重みの最適化を行うことで最終的な HDR 画像の画質向上を実現する。図 1(a)-(c) に結果画像を示す。図 1(a)-(c) より、提案手法は TV ノイズ除去手法に比べ、より多くのノイズを除去できていることが確認できる (赤丸部分)。次に、結果画像の数値比較を行う。表 1 に数値比較を示す。評価指標として SNR、Nonlinear SNR を使用した。また、SNR、Nonlinear SNR を算出する際の正解画像に、ランダムノイズを付加する前の画像を用いた。Nonlinear SNR は以下に示す式 (14) のトーンマッピングを各手法で得られた HDR 画像に施して LDR 画像に変換し、その後 SNR を求める評価指標である。

$$y = \frac{220^2 x}{220x + 12.6 (220x^{0.63})} \quad (14)$$

ここで、 $x$  は入力画素値であり、 $y$  は出力画素値である。一般的に、人間は低輝度部分の知覚に対して敏感であるが、高輝度部分の知覚は低輝度部分に比べて鈍感である。SNR は低輝度部分に比べ、人間が知覚し難い高輝度部分を過大評価する。一方、Nonlinear SNR はトーンマッピングにより、高輝度部分に比べて低輝度部分の評価が大きくなり、人間の知覚特性に近い評価が可能である。表 1 より、全ての画像において提案手法は SNR、Nonlinear SNR と

もに従来のノイズ除去手法を上回っている。この結果より、LDR 画像と重みの最適化によって最終的な HDR 画像の画質向上を確認できた。

2つ目の実験として、ISO1600で撮影した、センサノイズによる劣化画像を入力画像として実験を行った。提案手法と比較する手法として、従来のノイズ除去手法である3.1節のTVノイズ除去手法[12]を用いた。図2(d)-(e)に実験結果を示す。図2(d)-(e)より、提案手法は従来手法に比べ、ノイズを低減できている。従って、センサノイズにより劣化した画像においても提案手法は従来のノイズ除去手法に比べ、優れている。

表 1: 数値比較 ([dB])

Image	Hat		Conventional[12]		Conventional[13]		Proposed	
	SNR	NSNR	SNR	NSNR	SNR	NSNR	SNR	NSNR
(a)	16.54	28.17	18.18	31.48	19.20	31.87	21.09	32.44
(b)	18.25	27.21	25.32	31.20	26.50	33.95	26.78	34.59
(c)	17.73	24.90	18.98	26.24	18.90	28.46	19.68	28.69

## 5 まとめ

本論文では、先行研究を発展させ、ノイズ除去性能を向上させたアルゴリズムを提案した。提案手法を用いることにより、従来法に比べ、画像のエッジを保存したノイズ除去ができ、高品質な HDR 画像が得られる。最後に、複数の劣化画像を用いて実験を行い、提案手法の有効性について検証した。

## 参考文献

- [1] Petschnigg, Georg, et al. "Digital photography with flash and no-flash image pairs." *ACM transactions on graphics (TOG)*. Vol. 23. No. 3. ACM, 2004.
- [2] Shirai, Keiichiro, Masayuki Okamoto, and Masaaki Ikehara. "Noiseless no-flash photo creation by color transform of flash image." *Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on*. IEEE, 2011.
- [3] Buades, Toni, et al. "A note on multi-image denoising." *Local and Non-Local Approximation in Image Processing, 2009. LNLA 2009. International Workshop on*. IEEE, 2009.
- [4] Whyte, Oliver, et al. "Non-uniform deblurring for shaken images." *International journal of computer vision* 98.2 (2012): 168-186.
- [5] Matsuoka, Ryo, Takao Jinno, and Masahiro Okuda. "Multiple exposure integration with image denoising." *Signal & Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), 2012 Asia-Pacific*. IEEE, 2012.
- [6] Reinhard, Erik, et al. *High dynamic range imaging: acquisition, display, and image-based lighting*. Morgan Kaufmann, 2010.
- [7] Debevec, Paul E., and Jitendra Malik. "Recovering high dynamic range radiance maps from photographs." *ACM SIGGRAPH 2008 classes*. ACM, 2008.
- [8] Mann, S., and R. W. Picard. *Being undigital' with digital cameras*. MIT Media Lab Perceptual, 1994.
- [9] Mitsunaga, Tomoo, and Shree K. Nayar. "Radiometric self calibration." *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on.. Vol. 1*. IEEE, 1999.
- [10] Jinno, Takao, and Masahiro Okuda. "Multiple exposure fusion for high dynamic range image acquisition." *Image Processing, IEEE Transactions on* 21.1 (2012): 358-365.
- [11] Wang, Wei, and Michael K. Ng. "A Variational Method for Multiple-Image Blending." *Image Processing, IEEE Transactions on* 21.4 (2012): 1809-1822.
- [12] Wang, Yilun, et al. "A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction." *SIAM Journal on Imaging Sciences* 1.3 (2008): 248-272.
- [13] Ryo Matsuoka, Tomohiro Yamauchi, Tatsuya Baba, and Masahiro Okuda, "Weight Optimization for Multiple Image Integration," *Image Processing (ICIP), 2013 IEEE International Conference on*. : 795-799.
- [14] Afonso, Many V., Jose M. Bioucas-Dias, and Mario AT Figueiredo. "An augmented Lagrangian approach to the constrained optimization formulation of imaging inverse problems." *Image Processing, IEEE Transactions on* 20.3 (2011): 681-695.
- [15] Condat, Laurent. "A primal-dual splitting method for convex optimization involving Lipschitzian, proximable and linear composite terms." *Journal of Optimization Theory and Applications* (2012): 1-20.
- [16] Reinhard, Erik, et al. "Photographic tone reproduction for digital images." *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. Vol. 21. No. 3. ACM, 2002.

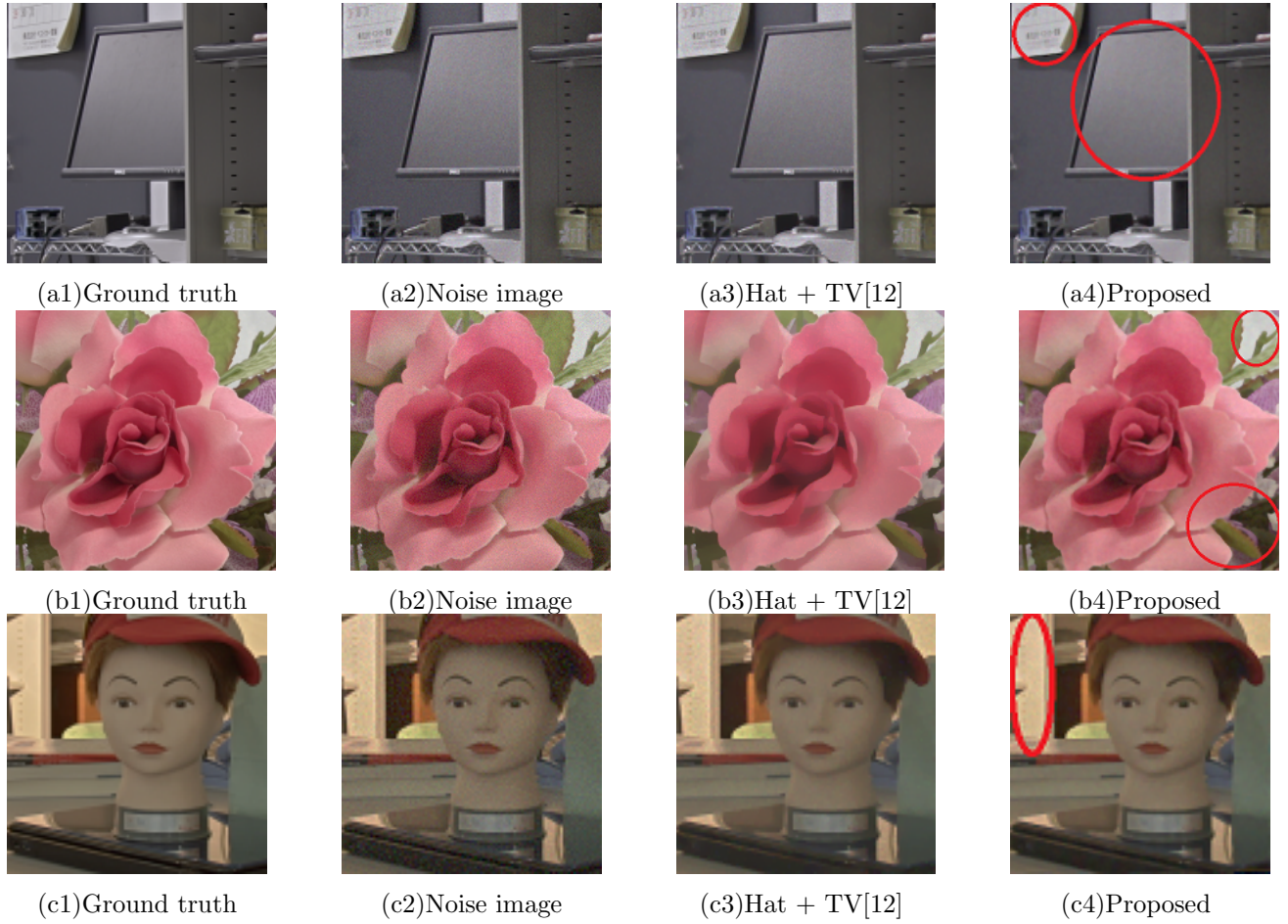


図 1: 劣化画像にランダムノイズを用いた実験結果



図 2: 劣化画像にセンサノイズを用いた実験結果