

画像復元のための多重露光画像の統合

2016年3月

松岡 諒

# 要旨

人間の視覚特性 (HVS: Human Visual System) は, 自然シーンにおける広いダイナミックレンジの輝度を捉えることができ, 例えば, 暗い屋内から明るい屋外を見た時に屋内屋外どちらの情報も認識することができる. 一方, 一般的なカメラの CCD や CMOS センサーのダイナミックレンジは, 人間の視覚特性に比べ狭く, 人間が知覚可能な範囲の全てを捉えることができない. そのため, 広いダイナミックレンジをもつシーンを撮影した場合, 黒潰れや白飛びが生じてしまう. 人間の視覚特性が捉えることのできる明暗差の非常に大きいシーンを忠実に保存し, 再現することは多くのアプリケーションにおいて重要な技術であり, 近年この問題を解決すべく, 高ダイナミックレンジ (HDR: High Dynamic Range) 画像に関する研究開発が盛んに行われている. HDR 画像とは, 自然シーンの広いダイナミックレンジの情報を保存することができる画像形式であり, 車載カメラや監視カメラ, そして, 医用画像などの様々な分野で利用されている. 一般に, HDR 画像は露光を変え撮影した多重露光画像と呼ばれる画像群を統合することにより生成する. ここで, 黒潰れや白飛びのない画像を得るために, 短時間露光から長時間露光までの複数の露光の異なる画像を取得する必要がある. 暗部をもつシーンにおいて手持ちカメラで画像を撮影する際, 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. 高感度撮影では, センサーノイズが増幅され画像がノイズにより劣化してしまう. 特に, 暗部でこの問題は顕著となる. また, 大口径レンズによる撮影では, 被写界深度が浅くなるため焦点ボケが問題となる.

本論文では, HDR 画像を取得する際にしばしば問題となる画像劣化を復元する問題に焦点を当て, これらの問題を解決すべく最適化に基づく新たな多重露光画像統合手法を提案する. 第1章では, 本研究の背景及び目的を述べる. 第2章では, 多重露光画像統合, および, 凸最適化問題などの関連研究について述べる. 第3章では, センサーノイズにより劣化した多重露光画像からノイズのない高品質な HDR 画像を生成するためのシフト不変ウェーブレット変換に基づく新たな多重露光画像統合手法を提案する. さらに, 第4章では, フラッシュ点灯撮影により取得した補助画像を用いた多重露光画像統合手法について提案する. 第5章では, 凸最適化を用いた重み最適化による新たな多重露光画像統合手法を提案する. さらに, 提案する重み最適化手法を単一画像の超解像へ応用しその有効性を示す. 第6章では, ストラクチャ/テクスチャ分離に基づく露光飽和と焦点ボケを同時にもつ多重露光画像の新たな統合手法を提案する. 最後に, 第7章で全体を総括し, 本研究の成果を簡潔に述べる.

# Abstract

The Human Visual System (HVS) can capture a broad dynamic range of real scene luminance. For example, we can recognize the both information of indoor and outdoor scenes when we see the bright outdoors from the dark indoor. While, the dynamic ranges of most CCD or CMOS sensors of cameras do not cover the perceptual range of real scenes in general. From this reason, the captured images by these cameras have saturation of pixel values (i.e., under/over-exposure). It is important in many applications to catch the wide range of irradiance of natural scene and preserve the irradiance values in each pixel. Recently, to solve this problem, high dynamic range (HDR) imaging techniques have been actively investigated and developed by many researchers. The HDR image can store the wider dynamic range of natural scene. In addition, it is applied to many technologies such as on-board cameras, surveillance camera systems, and medical imaging. In general, the HDR image is generated by integration of multiple exposure images taken by varying exposure. For acquiring high dynamic range without under/over-exposure, we need to take some photographs of short to long exposures. When taking multiple exposure images for the scene that contains dark areas, one often adjusts the exposure by one of the three settings: camera's sensitivity, exposure time, and lens' aperture, in order to compensate shortage of the quantity of light. The high camera sensitivity enhances noises as well as signals. In particular, this problem becomes remarkable in the extreme dark scene. The lens with wide aperture yields out-of-focus images.

In this paper, I focus on the problems of the sensor noise caused by high sensitivity settings and wide aperture. I propose some multiple exposure image integration techniques based on the optimization for solving these problems. Chapter 1 is the backgrounds and motivations of this research. In chapter 2, I explain the conventional multiple exposure image integration technique and fundamental convex optimization methods. In chapter 3, a method for the multiple exposure image integration based on the shift invariant wavelet transform is proposed for acquiring a noise-free HDR image. Moreover, in chapter 4, I propose the multiple exposure image integration technique using a guide image taken with electronic flash. In chapter 5, I propose a weight optimization method using convex optimization to integrate multiple exposure images. In addition, I applied the weight

optimization scheme for image super-resolution problem. In chapter 6, I propose a novel multiple exposure image integration technique based on a structure/texture decomposition for recovering saturation-exposure and out-of-focus. Finally, the research is concluded in chapter 7.

# 目次

<b>第1章</b>	<b>序論</b>	<b>11</b>
1.1	本論文の背景	11
1.1.1	多重露光画像統合による高ダイナミックレンジ画像の生成	12
1.1.2	多重露光画像統合による高コントラスト画像の生成	13
1.1.3	多重露光画像の統合における問題	14
1.2	本論文の目的	15
1.2.1	センサーノイズを考慮した多重露光画像統合による高ダイナミックレンジ画像生成	16
1.2.2	露光飽和と焦点ボケを同時にもつ多重露光画像統合による高コントラスト画像生成	16
1.3	本論文の構成	17
<b>第2章</b>	<b>基礎知識</b>	<b>18</b>
2.1	多重露光画像統合によるHDR画像生成	18
2.1.1	HDR画像の生成	18
2.1.2	従来の重み関数	19
2.2	ウェーブレット変換	20
2.2.1	離散ウェーブレット変換	21
2.2.2	シフト不変ウェーブレット変換	21
2.3	エッジ保存平滑化フィルタ	22
2.4	凸最適化問題	23
2.4.1	ノルム	24
2.4.2	距離射影	24
2.4.3	近接写像	25
2.4.4	ADMMアルゴリズム	25
2.4.5	PDSアルゴリズム	26
<b>第3章</b>	<b>ウェーブレット変換を用いた多重露光画像統合法</b>	<b>27</b>
3.1	提案手法の概要	27
3.2	多重露光画像間でのノイズ除去	28
3.3	ウェーブレット変換領域でのノイズ除去	31
3.4	ノイズを軽減する重み関数の設計	33

3.5	実験および考察	35
3.5.1	実験用画像とパラメータ設定	35
3.5.2	定性評価	35
3.5.3	定量評価	36
3.5.4	重み関数の効果	39
3.5.5	処理速度	39
3.6	第3章のまとめ	40
<b>第4章</b>	<b>補助画像を用いた多重露光画像統合法</b>	<b>42</b>
4.1	提案手法の概要	42
4.2	補助画像による高露光画像の復元	42
4.2.1	LCDP フィルタリング	43
4.2.2	アルファマップによる画像統合	45
4.3	実験および考察	46
4.3.1	実験用画像の取得方法	46
4.3.2	補助画像を用いた高露光画像の復元結果	46
4.3.3	補助画像を用いた HDR 画像の生成結果	48
4.4	第4章のまとめ	50
<b>第5章</b>	<b>画像復元のための重み最適化</b>	<b>53</b>
5.1	提案手法の概要	53
5.2	多重露光画像の統合	54
5.3	Total Variation 正則化	54
5.4	提案手法	55
5.4.1	重み最適化問題	55
5.4.2	ADMM アルゴリズムを用いた解法	56
5.4.3	PDS アルゴリズムを用いた解法	58
5.5	重み最適化の超解像への応用	60
5.5.1	従来の超解像手法	60
5.5.2	$K$ -NN パッチ探索	61
5.5.3	超解像のための重み最適化	62
5.6	実験	65
5.6.1	HDR 画像生成実験	65
5.6.2	超解像実験結果	69
5.6.3	パラメータ設定	70
5.7	第5章のまとめ	71
<b>第6章</b>	<b>露光飽和と焦点ボケを同時にもつ多重露光画像統合法</b>	<b>73</b>
6.1	従来手法	73
6.1.1	重みの算出	73

6.1.2	多重解像度表現を用いた多重露光画像統合 . . . . .	74
6.1.3	従来手法の問題点 . . . . .	75
6.2	提案手法の概要 . . . . .	76
6.3	レンズ歪によるずれの補正 . . . . .	77
6.4	ストラクチャ/テクスチャ成分の分離 . . . . .	78
6.5	ストラクチャ成分の統合 . . . . .	79
6.5.1	彩度露光およびコントラストに特化した統合 . . . . .	79
6.5.2	最適化を用いたストラクチャ成分の統合 . . . . .	79
6.6	テクスチャ成分の統合 . . . . .	81
6.7	実験および考察 . . . . .	81
6.7.1	実験用画像とパラメータの設定 . . . . .	82
6.7.2	定性評価 . . . . .	83
6.7.3	定量評価 . . . . .	83
6.7.4	処理速度 . . . . .	84
6.8	第6章のまとめ . . . . .	85
<b>第7章</b>	<b>結論</b>	<b>93</b>
7.1	センサーノイズを考慮した多重露光画像統合による高ダイナミック レンジ画像生成 . . . . .	93
7.2	露光飽和と焦点ボケを同時にもつ多重露光画像統合による高コント ラスト画像生成 . . . . .	94
7.3	提案手法の問題点と将来への展望 . . . . .	94
	<b>付録</b>	<b>96</b>
	<b>参考文献</b>	<b>97</b>
	<b>謝辞</b>	<b>110</b>

# 表 目 次

3.1	各トーンマッピング後の画像の PSNR 比較. . . . .	38
3.2	各トーンマッピング後の画像の SSIM 比較. . . . .	38
4.1	トーンマッピング後の画像の PSNR 比較. . . . .	51
4.2	トーンマッピング後の画像の SSIM 比較. . . . .	51
5.1	SNR, NSNR による比較結果. . . . .	67
5.2	PSNR, SSIM [1] による比較結果. . . . .	72
6.1	復元結果の MAL による比較. . . . .	84

# 目 次

1.1	多重露光画像の統合. . . . .	12
1.2	手法 1 の概要. . . . .	13
1.3	手法 2 の概要. . . . .	14
1.4	高感度撮影によるセンサーノイズの例. . . . .	15
1.5	大口径レンズ撮影による焦点ボケの例. . . . .	15
1.6	本論文の構成 . . . . .	17
2.1	多重露光画像統合による HDR 画像生成の概要. . . . .	19
2.2	Reinhard ら [2] のトーンマップ関数. . . . .	20
2.3	従来の重み関数 (左図) hat 型の重み関数, (右図) ガウス型の重み関数. . . . .	20
2.4	2 分割フィルタバンク. . . . .	21
2.5	2 次元サブバンド分解. . . . .	22
2.6	2 次元離散ウェーブレット変換. . . . .	22
2.7	カラー画像に対して Bilateral Filter [3] を適用した例. . . . .	24
3.1	提案手法の処理フロー. . . . .	28
3.2	従来手法 [4] により算出した逆カメラレスポンスカーブ. . . . .	29
3.3	画像間閾値処理によるノイズ除去結果. . . . .	31
3.4	入力の多重露光画像. . . . .	36
3.5	各手法により生成される HDR 画像の比較: (左から) Ground truth, 従来の統合手法, 提案手法, Bilateral Filter, BM3D. . . . .	37
3.6	Reinhard らのトーンマッピング [5] によりダイナミックレンジ圧縮された HDR 画像: (左から) Ground truth, 従来の統合手法, 提案手法, Bilateral Filter, BM3D. . . . .	39
3.7	重み関数の性能比較: (左) 従来手法-hat 関数, (中央) 提案手法-センサーノイズを軽減する重み関数, (右) 提案手法量子化ノイズを軽減する重み関数. . . . .	40
4.1	補助画像を用いた多重露光画像統合の処理フロー. . . . .	43
4.2	補助画像による高露光画像復元の処理フロー. . . . .	44
4.3	フラッシュ/ノンフラッシュ画像ペアの局所領域における色分布の線形性. . . . .	45
4.4	多重露光画像. . . . .	47

4.5	フラッシュ画像: (左) scene1, (中央) scene2, (右) scene3. . . . .	48
4.6	フラッシュ画像を用いた高露光画像の復元結果: (a) 入力高露光画像, (b) フラッシュ画像, (c) LCDP フィルタリング, (d) 提案手法. . .	48
4.7	アルファマップの生成例. . . . .	49
4.8	高露光画像の復元結果: (上段左) Ground truth, (上段右) 入力高露光画像, (下段左) 提案手法, (下段右) 従来手法 [6]. . . . .	50
4.9	HDR 画像生成結果: (上段左) フラッシュ画像, (上段中央) Ground truth, (上段右) 従来 of 統合手法, (下段左) 提案手法, (下段中央) Bilateral Filter, (下段右) BM3D. . . . .	52
5.1	ダウンスケール画像から $K$ -NN パッチの探索. . . . .	61
5.2	提案する超解像手法の処理フロー. . . . .	62
5.3	人工付加雑音により劣化した多重露光画像の統合結果: (左から) Ground truth, 従来 of 統合手法 (hat), 従来手法 (hat+TV 正則化), 提案手法. . . . .	66
5.4	センサーノイズにより劣化した多重露光画像の統合結果: (左から) Ground truth, 従来 of 統合手法 (hat), 従来手法 (hat+TV 正則化), 提案手法. . . . .	68
5.5	提案手法の復元結果. . . . .	69
5.6	超解像結果- <i>Oldman</i> . . . . .	70
5.7	超解像結果- <i>Fox</i> . . . . .	71
6.1	多重解像度表現を用いた多重露光画像の統合. . . . .	75
6.2	従来 of 露光合成 [7] で用いられる重みマップの例. . . . .	76
6.3	提案手法の処理フロー. . . . .	77
6.4	ストラクチャ/テクスチャ分離の例. . . . .	78
6.5	ストラクチャ成分統合の詳細. . . . .	80
6.6	ストラクチャ成分の統合例. . . . .	81
6.7	実験に用いたシーンの多重露光画像. . . . .	86
6.8	多重露光画像の統合結果-scene1: (上から) EF [7], DPEF [8], IFGF [9], CEFF [10], 提案手法. . . . .	87
6.9	多重露光画像の統合結果-scene2: (上から) EF [7], DPEF [8], IFGF [9], CEFF [10], 提案手法. . . . .	88
6.10	多重露光画像の統合結果-scene3: (上から) EF [7], DPEF [8], IFGF [9], CEFF [10], 提案手法. . . . .	89
6.11	多重露光画像の統合結果-scene4: (上から) EF [7], DPEF [8], IFGF [9], CEFF [10], 提案手法. . . . .	90
6.12	ストラクチャ/テクスチャ成分分離に異なるフィルタを用いた場合 of 統合結果. . . . .	91

6.13	ストラクチャ/テクスチャ成分分離に異なるフィルタを用いた場合 の統合結果の拡大図. . . . .	92
6.14	テクスチャ保存性能の比較. . . . .	92

# 第1章 序論

本章では、本論文で取り上げる多重露光画像統合による高ダイナミックレンジ画像生成に関する研究背景について述べ、従来の問題点を指摘し、本研究の目的を述べる。

## 1.1 本論文の背景

眼に入り込んだ光は、瞳孔、水晶体を経て網膜に到達し像を結ぶ。網膜上には無数の視細胞が存在し、この視細胞が光を受容しその刺激値を電気信号に変換する。この信号は、視神経を通り脳に送られ脳で処理される。この一連の処理を経て人はモノを見ることができる。この視細胞には桿体、錐体の二種類の特性のことなる細胞が存在する。明るい場所では強い光に反応する錐体細胞が働き、反対に暗い場所では弱い光に反応する桿体細胞が働く。さらに、錐体細胞は、光の三原色である赤・緑・青の特定の一つの色にだけ反応する三種類の細胞に分類できる。このように、錐体細胞により色の識別が可能のため人は色を知覚することができる。一方で、桿体細胞は一種類しか存在しないため、色の識別ができない。したがって、人は暗い場所では色を認識することができない。また、人間の視覚は暗いシーンにおいて微量の光量変化に敏感であり、一方で、明るいシーンにおける微量の光量変化には鈍感であるといった感度特性をもつ。この特性により、網膜で受容した光量を増幅したものを認識しているため、実際のシーンの明るさよりも明るく認識している。一般的な、デジタルカメラデバイスはこの人間の光の認識プロセスを模して作られている。そのため、高性能なカメラデバイスにより取得した画像と人間が見ている実際のシーンとのギャップは非常に小さくなっている。高品質なカメラデバイスの普及により、映像や写真としてシーンの光情報を容易に保存することができるようになったため、人々の生活は非常に豊かになっている。例えば、絵画や彫刻、文化遺産などの有形文化財、伝統的な祭りや伝統芸能、伝統技術などの無形文化財をデジタルアーカイブ化し保存することで、次世代へと継承することができる。そして、経年劣化、破損および紛失による貴重文化財の損失を免れることができ、良い状態の時に記録したデータを基に復元作業を行うことができるため長期的な文化財の維持が可能となっている。また、遠隔通信の普及によりどこにいても映像や写真を瞬時に送ることが可能となり、テレビ会議や遠隔授業などを手軽に行うことができるようになった。一方、医療分野では、カメラの小型化により直接目で見て診察で

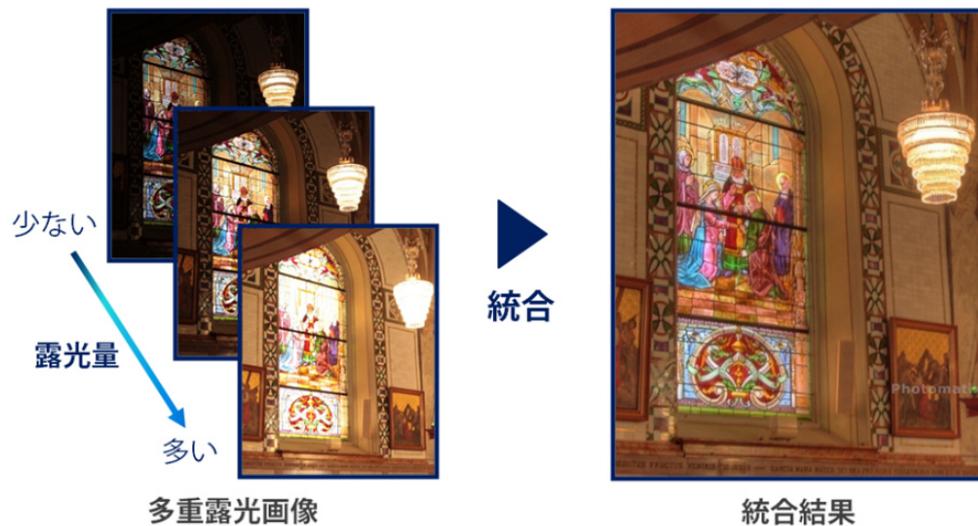


図 1.1: 多重露光画像の統合.

きない腸内や胃の内側の検査を行うことができるようになり、内視鏡を用いた手術により開腹せずに腫瘍の切除などを行うことができるようになったため患者の身体的な負担軽減、手術時間の短縮が実現している。また、遠隔医療の確立により、地域間医療格差の改善が期待されている。

しかし、明暗差の激しいシーンを一般的なカメラデバイスで撮影し取得した画像には白飛びや黒潰れが生じる問題がある。特に暗い屋内から明るい屋外や、強い逆光を受けている被写体の撮影の際に顕著に生じる。これは、人間の視覚特性のダイナミックレンジが約 300[dB] であるのに対し、一般に市販されているカメラのイメージセンサーのダイナミックレンジは高性能な製品であっても約 80[dB] しかなく、人が知覚することのできるシーンの輝度情報を保存することができないためである。ここでのダイナミックレンジとは、ノイズに支配されていない暗所の最も低い輝度値と明所の最も高い輝度値の比を指す。これまで、図 1.1 に示すように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いくつか提案されている [2, 4, 7–45]。ここで、従来の多重露光画像統合手法は、以下の二種類に大別される。

1. 正確なシーン輝度の再現を目的とした高ダイナミックレンジ画像の生成 [2, 4, 11–34]
2. 白飛び黒潰れのない高コントラスト画像の生成 [7–10, 35–45]

### 1.1.1 多重露光画像統合による高ダイナミックレンジ画像の生成

手法 1 の目的は、入力の多重露光画像からシーンの照度を正確に再現することである。図 1.2 にその概要を示す。従来手法 [4, 12] では、カメラ固有の非線形応答を



図 1.2: 手法 1 の概要.

打ち消す逆カメラレスポンスカーブ (ICRC: Inverse Camera Response Curve) を算出し多重露光画像をカメラセンサー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計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 (HDR: High Dynamic Range) 画像と呼ばれている. HDR 画像の階調は一般に 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 [46–51] 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 [5, 46–59] によるダイナミックレンジ圧縮処理が必要となる.

### 1.1.2 多重露光画像統合による高コントラスト画像の生成

一方, 手法 2 の目的は, 図 1.3 に示すように簡易な処理により多重露光画像を統合することで効率的に高コントラストな画像を生成することである. 近年, コンパクトデジタルカメラ, スマートフォンやタブレット PC などの内蔵カメラの性能, および, 画面解像度の向上が進んでおり, 高品質な画像の取得が容易となっている. そのため, 各社は商品の差別化を図るために内蔵アプリの独自開発に注力している. その中でも, HDR 画像生成技術が注目されているが, 逆カメラレスポンスカーブによる線形化やトーンマッピング処理で非常に計算量がかかり, バッテリーやメモリ消費が実用化の際の問題となっていた. そこで, より簡易な処理で効率的に白飛び黒潰れのない高コントラスト画像を生成する技術として, Mertens らは, 彩度, 露光, そして, コントラストを基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, 露光を保持した高コントラストな画像生成を実現する多重露光画像統合手法 [7] を提案している. このように, HDR 画像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露光合成 (EF: Exposure Fusion) と呼ばれ, これまで様々な手法が提案されている [7, 8, 10, 35–45, 60]. 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



図 1.3: 手法 2 の概要.

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といった利点がある。

### 1.1.3 多重露光画像の統合における問題

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、そして、大口径レンズを用いると被写界深度が浅くなるため一部の領域で焦点ボケが生じる。前者二つの問題はそれぞれノイズ除去 [3, 61–68] やボケ除去手法 [69–72] などで低減可能であるが、多重露光画像の統合の際に少ない入力画像枚数で効率良くノイズを低減する統合手法の研究はこれまであまり取り組まれていなかった。また、図 1.4 に示すように視認できるほど強いセンサーノイズが生じた多重露光画像を統合する場合、画像の暗部のノイズが逆カメラレスポンスカーブによる線形化により強調され、統合結果がノイズにより劣化してしまう。また、HDR 画像を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際のトーンマッピング処理によるダイナミックレンジ圧縮処理によりセンサーノイズは強調されてしまう。これは、トーンマッピングの際に人間の視覚特性を模して設計した非線形カーブ [5] により画像の暗部を強調するためである。また、多くのトーンマッピング手法 [5, 50–52, 54, 55] は詳細を強調する効果をもつため、さらにノイズが強調されてしまう。また、多重露光画像統合のための重みの算出に用いる従来の重み関数 [4, 12] の多くはノイズを陽に考慮して設計されていないため、統合の際にノイズ信号に大きな重みを付けてしまう恐れがある。暗所撮影における問題を解決するために同一シーンを異なる設定で撮影した補助画像を用いたノイズ、ボケ除去手法がいくつか提案されている [6, 69–96]。これらの手法の多くは、暗所での画像取得の際に、カメラに内蔵されているストロボを用いてノイズが生じないように設定し撮影した画像 (フラッシュ画像) を高感度撮影により取得した画像の補正に用いている。同一シーンの鮮明な画像をガイドにすることで、従来のノイズ除去手法の性能を大幅に改善した高品質な画像生成を実現している。しかし、多重露光画像統合への応用は検討されておらず、複数画像

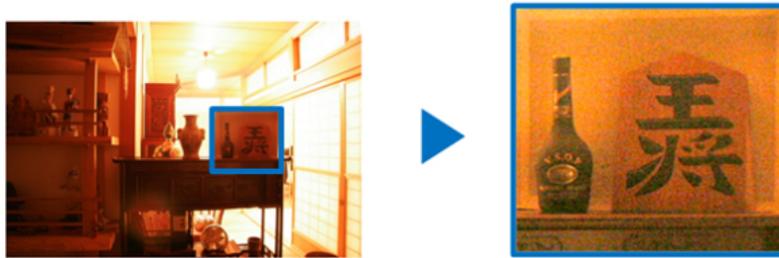


図 1.4: 高感度撮影によるセンサーノイズの例.

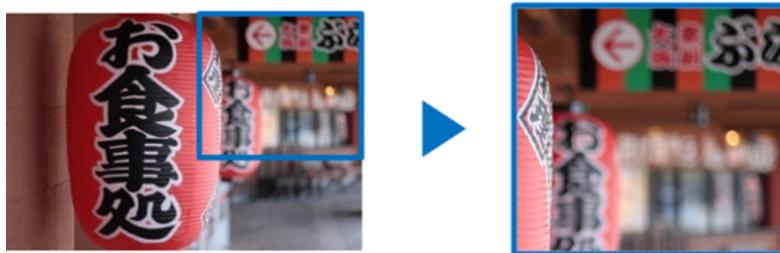


図 1.5: 大口径レンズ撮影による焦点ボケの例.

を効率よく補正するためのアルゴリズムの構築が求められている.

一方で, 大口径レンズによる多重露光画像撮影について取り組んだ文献はこれまで殆ど発表されておらず, 従来の高コントラスト画像を生成するための EF による多重露光画像統合手法 [7-10, 35-45] を図 1.5 に示すような焦点ボケを有する画像セットに適用した場合, その統合結果にボケが生じコントラストの低下が生じる. また, 同じ露光で焦点位置を変えて撮影した多重画像を統合することで全焦点画像を生成する手法 [60, 97] を用いた場合, 露光量の違いによる輝度スケールの変化を考慮していないために不自然なレンダリングの画像が得られる. 特に, 高輝度領域の量子化誤差により統合結果に擬似エッジが生じる.

## 1.2 本論文の目的

前節では, 従来 of 多重露光画像統合による高ダイナミックレンジ画像の生成および高コントラスト画像生成の必要性を述べ, 暗所における撮影の問題点について述べた. そして, その問題を解決するために提案されている近年の研究について述べた. ここでの問題とは, 大きく分けて次の二点である.

1. 高感度設定により撮影した多重露光画像のセンサーノイズによるダイナミックレンジの低下
2. 大口径レンズを用いて撮影した焦点位置の異なる多重露光画像の統合におけるコントラストの低下

そこで、本論文では、これらの問題を効率的に改善する新しい多重露光画像統合手法を提案する。各問題の特徴を明らかにし、多重露光画像の統合の際にそれぞれに適したアプローチを用いることで、それらの問題を適切に解決する。

### 1.2.1 センサーノイズを考慮した多重露光画像統合による高ダイナミックレンジ画像生成

暗所の撮影において高感度撮影により問題となるセンサーノイズを除去するために、様々なノイズ除去手法が提案されている。しかし、これらの多くは、低ダイナミックレンジの画像一枚を対象とした処理であり、多重露光画像などの複数枚画像に対して効率的なノイズ除去法は確立されていない。また、従来の多重露光画像統合手法ではノイズを考慮した重みの算出を行っていないため、統合によりノイズを十分に除去することができない。また、高輝度領域の量子化誤差の低減についてもほとんど取り組まれていない。

そこで、本研究では、統合の過程でノイズを効果的に除去する重みの設計と多重露光画像統合手法について提案する。まず、3章では、画像間のゆらぎ(ノイズ)を取り除く画像間閾値処理とシフト不変ウェーブレット変換領域での多重露光画像統合を実現する画像内閾値処理法を提案する。また、統合の際にセンサーノイズと量子化誤差を選択的に低減する重み関数を提案する。さらに、この手法を拡張した補助画像を用いた多重露光画像統合手法について4章で述べる。5章では、統合の際にノイズを最適に低減する重み推定問題を凸最適化問題として定式化し、効率的な解法アルゴリズムを構築することで、これまでの手法とは全く異なるアプローチの新たな多重露光画像統合手法を提案する。

### 1.2.2 露光飽和と焦点ボケを同時にもつ多重露光画像統合による高コントラスト画像生成

大口径レンズを用いて取得した多重露光画像は、露光飽和と焦点ボケの問題をもつ。これら二つの問題を考慮した多重露光画像統合手法は提案されておらず、どちらかの問題にのみ適した統合手法となっており、これらの問題の同時解決は非常に難しい。

そこで、本研究ではこれら二つの問題を同時に解決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、露光飽和の問題と、焦点ボケによるコントラストの低下の問題、それぞれに適した統合を行う。ここでは、画像の骨格成分であ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を入力した多重露光画像より算出し、それぞれに適した異なる統合を行う。ストラクチャ成分に対しては、露光と彩度に着目した重みにより EF [7] を用いて生成した統合結果とコントラストに着目し EF [7] により統合した結果を最適化により統合する。一方で、テクス

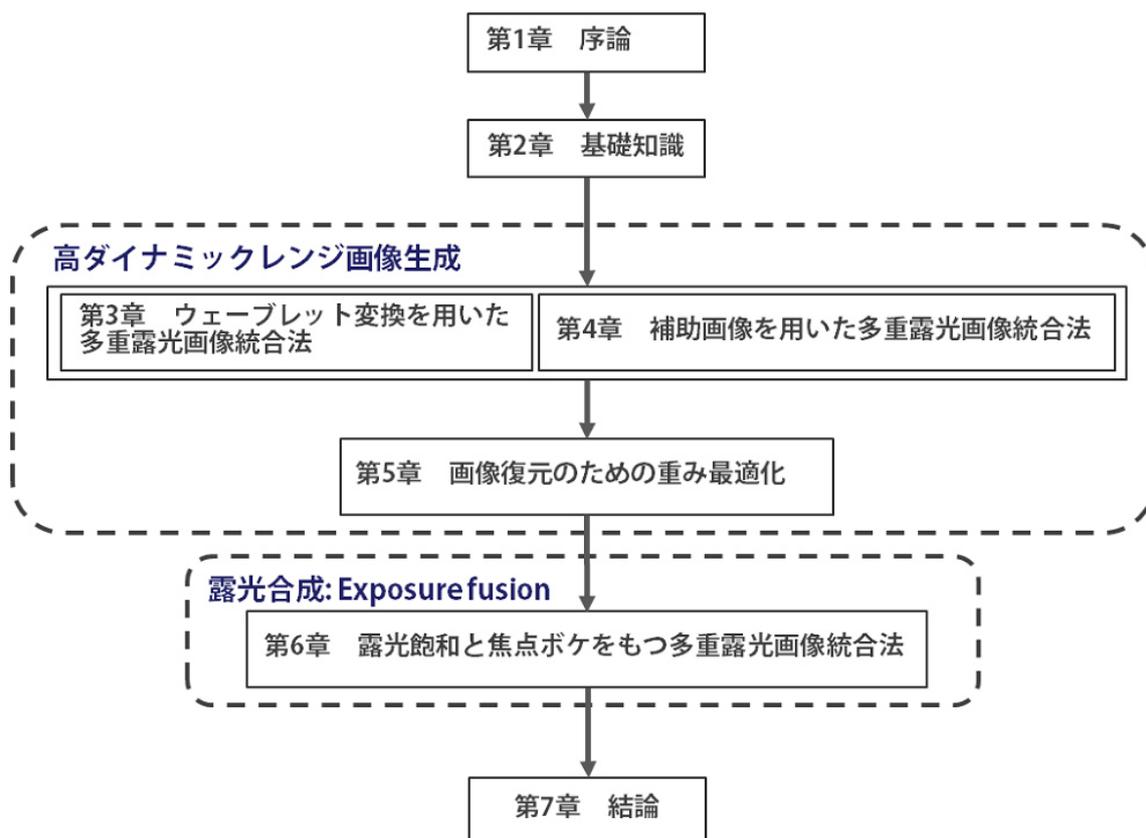


図 1.6: 本論文の構成

チャ成分は画像間で最も信号強度の高い値を選択することで統合する。そして、これらを再構成することで露光飽和のない高コントラスト画像を生成する。提案手法の詳細については、6章で述べる。

### 1.3 本論文の構成

図 1.6 に本論文の構成を示す。2章では、本研究のテーマである多重露光画像統合手法の従来手法について述べる。また、凸最適化問題の設計と解法アルゴリズムについて解説するとともに、関連知識について述べる。3章から6章は提案する多重露光画像統合手法について述べる。3章では、シフト不変ウェーブレット変換に基づく多重露光画像統合手法について、4章では、補助画像を用いた多重露光画像統合手法について述べ、5章では、凸最適化問題に基づく重み最適化による多重露光画像統合手法について述べる。6章では、露光飽和と焦点ボケを同時にもつ多重露光画像統合手法について述べる。最後に7章で本論文全体を総括し、本研究の成果を簡潔に述べる。

## 第2章 基礎知識

本章では、本論文の内容を理解するうえで必要となる多重露光画像統合、ウェーブレット変換、エッジ保存平滑化フィルタ、および、凸最適化問題に関する基礎知識や関連研究について述べる。

### 2.1 多重露光画像統合による HDR 画像生成

本節では、多重露光画像を用いた従来の HDR 画像生成手法について述べる。これまで、多重露光画像を基にした HDR 画像を生成するための多くの手法が提案されてきた [2, 4, 11–34]。基本的な HDR 画像生成手法では、逆カメラレスポンスカーブにより線形化した多重露光画像を、重み付き平均により統合することで HDR 画像を生成することができる [4, 12]。2.1.1 項では、この基本的な統合手法に関する詳細を述べ、2.1.2 項で HDR 画像の生成の際に用いる重み関数について詳細を述べる。ただし、説明を簡略化するために濃淡画像での操作について説明するが、カラー画像においてはこの走査を *RGB* 各チャンネルに対して行えばよい。

#### 2.1.1 HDR 画像の生成

HDR 画像は撮影したシーンの広い照度を保存した画像である。既存手法の多くは図 2.1 に示すように、同じシーンを撮影した複数枚の多重露光画像から照度を推定し、飽和画素を統合から除外するように設計された重み関数により算出した重みマップを基にそれらを統合することで HDR 画像を生成している。すなわち、次式により HDR 画像は与えられる。

$$h_i = \frac{\sum_{k=1}^K \mathcal{Z}(u_i^k) [\mathcal{F}(u_i^k) / t^k]}{\sum_{k=1}^K \mathcal{Z}(u_i^k)} \quad (2.1)$$

ここで、 $\mathcal{Z}(\cdot)$  は重み関数であり、 $\mathcal{F}$  はセンサー出力と画像の非線形性を補正する逆カメラレスポンスカーブ (詳細については 3.2 節に後述) である。また、 $u_i^k$  は  $k$  枚目の露光画像の画素値である。そして、 $h_i$  は撮影したシーンの照度値である。つまり、HDR 画像の輝度値である。よって、式 (2.1) より HDR 画像を生成することができる。通常、HDR 画像は各色 32bit を越えるダイナミックレンジをもつ。一方、大半の既存の出力デバイスは各色 8bit 程度の狭いダイナミックレンジしか表示するこ

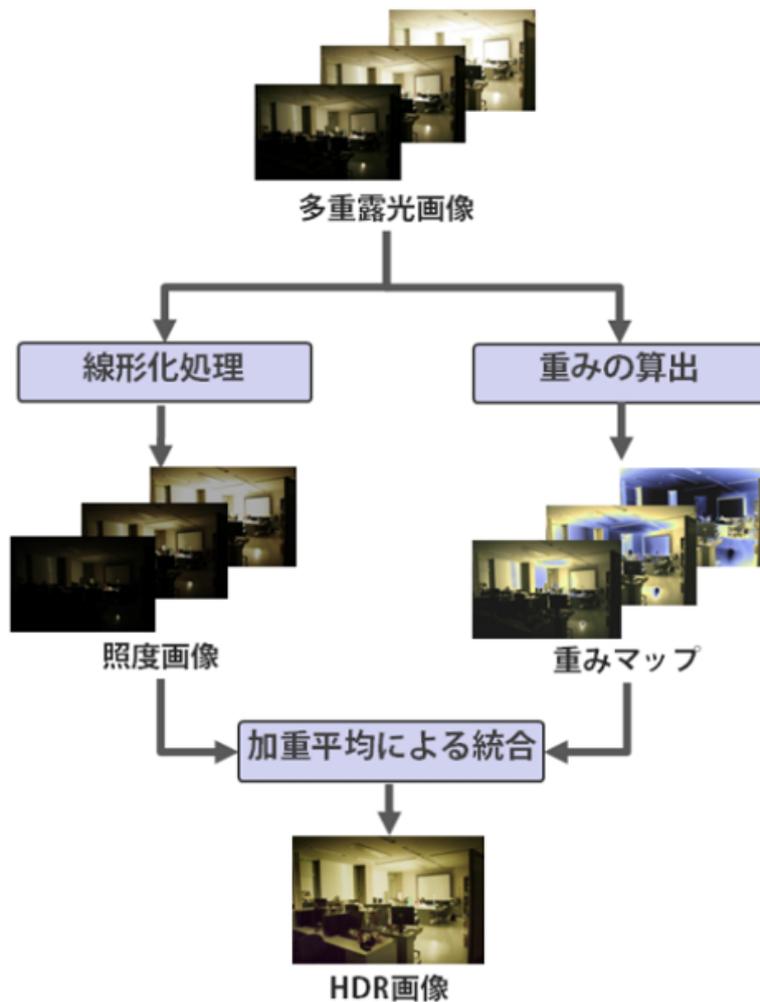


図 2.1: 多重露光画像統合による HDR 画像生成の概要.

とができないため、生成した HDR 画像をそのまま直接ディスプレイ上で確認することは困難である。そこで、ダイナミックレンジの狭い出力デバイスで HDR 画像を表示するために、人間の視覚特性に合わせた関数などを基に HDR 画像の高いダイナミックレンジを圧縮し、詳細を保持したままディスプレイ上に出力する方法が考案された。その一つとしてトーンマッピングが挙げられる。図 2.2 に、HDR 画像のトーンマッピング手法として考案された Reinhard ら [2] のトーンマッピング関数の一例を挙げる。

### 2.1.2 従来の重み関数

多重露光画像は、各露光画像において黒潰れや白飛びをしている可能性がある。露光量の少ない画像では黒潰れ、露光量の多い画像では白飛びが生じやすい。そのため、多重露光画像を統合する際、この飽和領域を考慮する必要がある。そこで、図

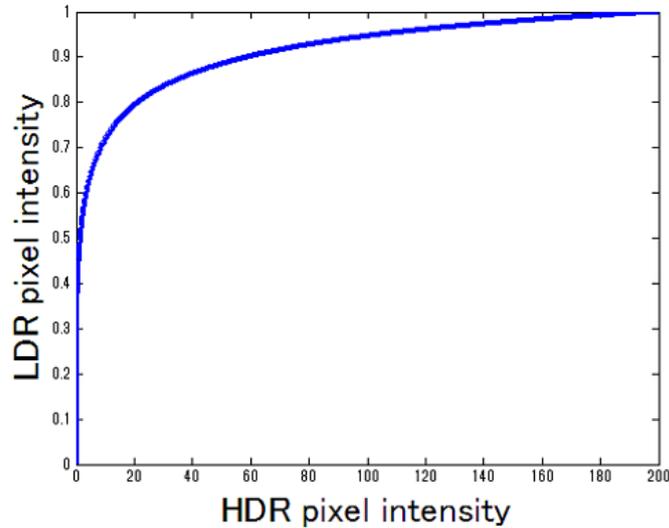


図 2.2: Reinhard ら [2] のトーンマップ関数.

2.3 のような重み付け関数 [11, 12] が考案された. ここでは, 画像の画素値は  $[0, 1]$  に正規化されているものとする. 黒潰れや白飛びを除外するために,  $0, 1$  では小さ

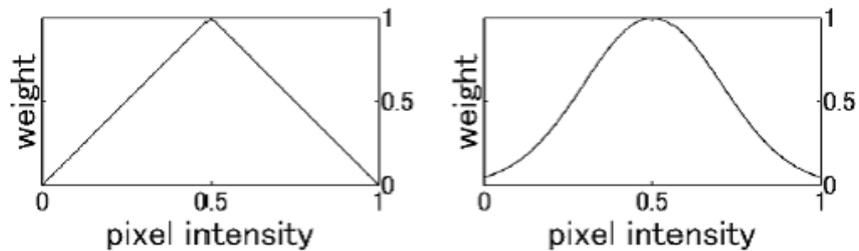


図 2.3: 従来の重み関数 (左図) hat 型の重み関数, (右図) ガウス型の重み関数.

い値をとる重み関数となっている. これらの重み関数は, 飽和する  $0, 1$  で最小となり, 中間値で最大となる. つまり, 値が飽和値に近づくほど画素値の信頼性が低くなるという仮定に基づき設計されている.

## 2.2 ウェーブレット変換

本節では, 3章で提案する多重露光画像統合手法で用いるシフト不変ウェーブレット変換について述べる. ウェーブレット変換とは, 信号を低周波数成分と高周波数成分に分解する手法であり, 一次元信号に対するウェーブレット変換を二次元に拡張することで, 入力画像を低周波数成分と高周波数成分に分解することができる. 2.2.1 項では, 一般的な離散ウェーブレット変換について述べ, 次に 2.2.2 項では, その拡張であるシフト不変ウェーブレット変換について述べる.

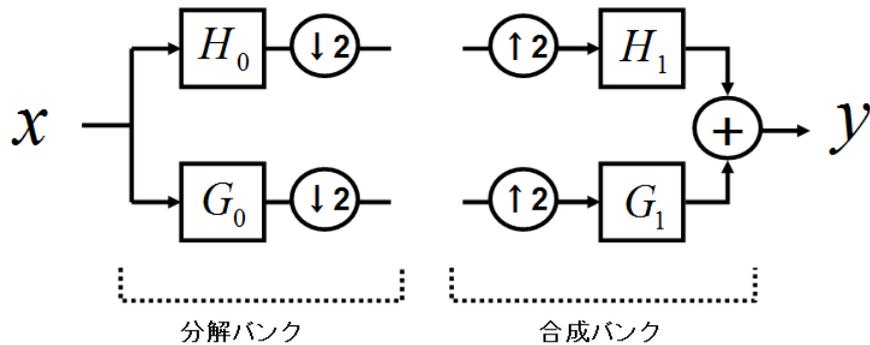


図 2.4: 2 分割フィルタバンク.

### 2.2.1 離散ウェーブレット変換

離散ウェーブレット変換は, 周波数を等しい帯域幅で均等に分割し, 信号をサブバンドに分解し解析する手法である. 図 2.4 に, 一般的な 2 分割フィルタバンクを示す. ここで,  $x, y$  は一次元の入力信号と出力信号であり,  $G_0, G_1$  は低域通過フィルタ,  $H_0, H_1$  は高域通過フィルタである. また,  $\downarrow 2, \uparrow 2$  はそれぞれ信号のダウンサンプリング (1 サンプル間引き), アップサンプリング (0 の挿入) である. そして, この方法に基づいたサブバンド分割の回数を分解レベルと呼ぶ. ただし, ここで用いる各フィルタは互いに制限周波数帯域が重ならないよう適切なものを選択する必要がある. 図 2.4 より, 入力信号  $x$  を分解バンクにより分解した後, 合成バンクにより分解された信号を合成することで出力信号  $y$  が得られる. このとき, 適切なフィルタを用いることで, 完全再構成のフィルタバンクが得られる. 図 2.5 に, 分解レベル 2 の場合の 2 次元信号に対するサブバンド分解の例を示す.

ここで,  $I$  は入力の 2 次元信号であり, 分解により得られた各サブバンド信号を  $LL, HL, LH$  と  $HH$  とし, 添え字は分解レベルを示している.  $LL$  帯域に対して繰り返し処理することで 4 つのサブバンドに分解していく. 通常, 画像に適用する場合, 高周波数成分である,  $HL, LH, HH$  に何らかの処理を施すことで, 画像圧縮や画像の復元を行う [61–63, 67]. 図 2.5 より画像を処理した結果を図 2.6 に示す.

### 2.2.2 シフト不変ウェーブレット変換

しかし, 実際に離散ウェーブレット変換を用いて信号の解析を行う際, シフト不変性の欠如が予期せぬ影響を及ぼす場合がある. シフト不変性の欠如とは, 解析対象信号の僅かな時間方向のシフト変動に対して, 各分解レベルのウェーブレットが捉えるエネルギーが大きく変動する現象を指す. このことは様々な信号処理, 画像処理に深刻な影響を及ぼしてきた. そこで, シフト不変性を保つウェーブレット変換として, シフト不変ウェーブレット変換が考案された. このシフト不変ウェーブ

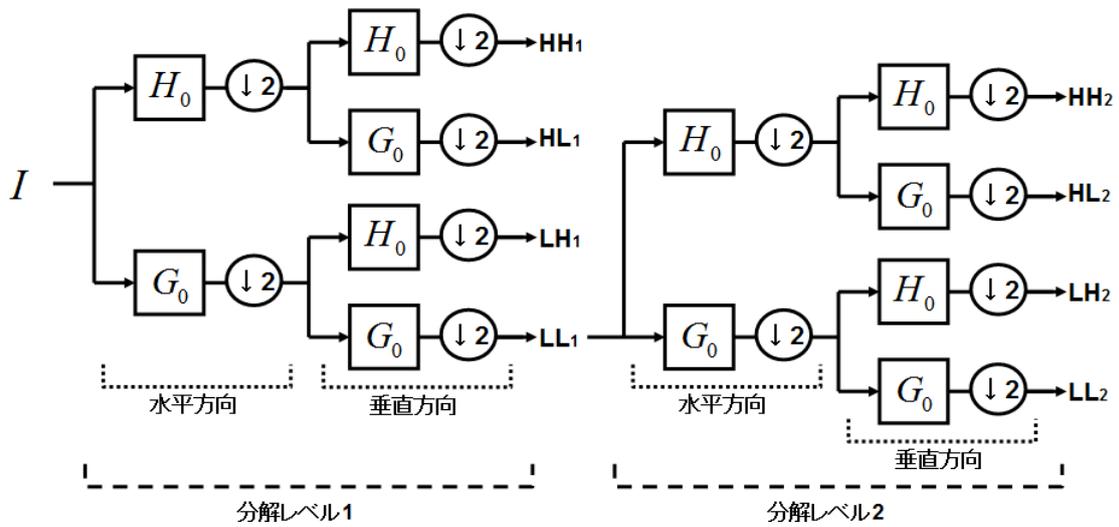


図 2.5: 2次元サブバンド分解.

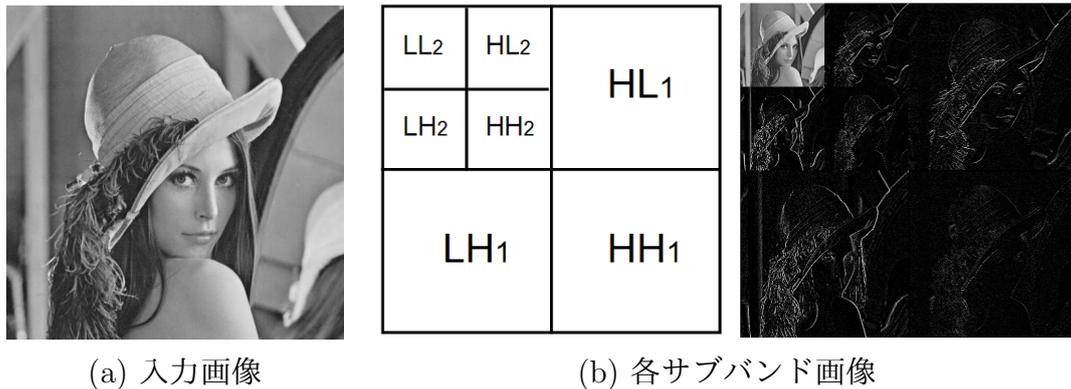


図 2.6: 2次元離散ウェーブレット変換.

レット変換は、ウェーブレット解析においてサブサンプリングを行わないため、信号の冗長性が保証され、離散ウェーブレット変換で生じるシフト不変性の欠如による問題を改善することが可能となった。また、サブサンプリングを行わないため画像復元など、品質を求められる画像処理に適している。

### 2.3 エッジ保存平滑化フィルタ

本節では、様々な画像処理で用いられるエッジ保存平滑化フィルタについて述べる。エッジ保存平滑化フィルタとは、強いエッジを残しつつ細部を平滑化するエッジ選択性をもつ非線形ローパスフィルタである。画像の大まかな構造を維持しつつ微小エッジやノイズを取り除くことは、画像処理、コンピュータビジョン、コンピュータグラフィックス分野の多くのアプリケーションにおいて非常に重要である。

ノイズ除去やボケ除去などの画像復元に加え、クラスタリング、画像の詳細強調、HDR 画像のトーンマッピングなどの様々な画像処理に広く応用されており、これまでエッジ保存性能を有する様々なフィルタが提案されている [3, 64, 68, 86, 92, 98]. ここでは、代表的な Bilateral Filter [3] について述べる.

入力画像の  $i$  番目の画素値を  $y_i$  とするとき、Bilateral Filter によるフィルタリング計算は次式で表される.

$$x_i = \frac{\sum_{j \in \mathcal{N}_i} \omega_s(i, j) \omega_r(y_i - y_j) y_j}{\sum_{j \in \mathcal{N}_i} \omega_s(i, j) \omega_r(y_i - y_j)} \quad (2.2)$$

ここで、 $x_i$  はフィルタリング結果、 $\mathcal{N}_i$  は画素  $i$  を中心とするフィルタ窓内の画素のインデックス集合を表し、 $y_j$  はその画素値を表している. また、 $\omega_s(i, j)$ ,  $\omega_r(y_i, y_j)$  はそれぞれ中心画素からの距離に関する空間的な重みと輝度差に関する重みを表し、ガウス分布を用いてそれぞれ以下のように定義される.

$$\omega_s(i, j) = \exp\left(-\frac{(i - j)^2}{\sigma_s^2}\right) \quad (2.3)$$

$$\omega_r(y_i, y_j) = \exp\left(-\frac{(y_i - y_j)^2}{\sigma_r^2}\right) \quad (2.4)$$

ここで、 $\sigma_s, \sigma_r$  はそれぞれガウス分布の標準偏差であり、小さな値を設定した場合は入力画像に近い結果が得られ、大きな値を設定した場合は滑らかな結果が得られる. エッジの保存度合いは  $\sigma_r$  を調節することで柔軟に変更できる. このように、距離に関する重みに加えて輝度差に関する重み加わることで、エッジ保存能力を備えた平滑化が実現できる. 図 2.7 に Bilateral Filter の処理例を示す. 図 2.7 より、入力画像の強いエッジを保持しつつ弱いエッジからなる微細な変動を除去できていることが確認できる. また、平滑化の対象画像  $y$  とは異なる参照画像  $g$  から生成した重み  $\omega_r(g_i, g_j)$  を式 (2.2) における本来の重み  $\omega_r(y_i, y_j)$  と置き換えることで平滑化性能を改善する手法がいくつか提案されている [6, 74]. さらに、効率的な演算法に関する研究も行われている [99–105].

## 2.4 凸最適化問題

本節では、凸最適化問題に関する基礎知識について述べる. これまで、凸最適化の画像復元への応用に関する研究が盛んに行われ、従来のヒューリスティックな処理に比べ大幅な性能改善が数多く報告されている [106–119]. 特に、 $l_1$  ノルムなどの非可微分ノルムを用いた手法が注目されており、画像のノイズ除去、ボケ除去、欠損画素の推定を始めとする画像復元問題や、シーンの反射率スペクトル成分の推定問題など幅広く応用されている. ここで、非可微分の凸関数により構成される凸最適化問題は、最急降下法や共役勾配法などの従来の最急降下アルゴリズムでは大域的最適解の推定が困難であることが知られており、これまで、このような凸最適化



(a) 入力画像

(b) フィルタリング結果

図 2.7: カラー画像に対して Bilateral Filter [3] を適用した例.

問題の大域的最適解を効率的に推定する解法アルゴリズムがいくつか提案されている [119–123]. 2.4.1 項, 2.4.2 項, および 2.4.3 項では, 凸最適化問題で用いられるノルムの定義, 距離射影と近接写像に関して述べ, 2.4.4 項, および 2.4.5 項では, 非可微分の凸最適化問題の解法アルゴリズムについて述べる.

### 2.4.1 ノルム

本論文では, 任意の  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$ ,  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{Nv \times Nh}$  に対して以下のように定義されるノルムに基づく最適化問題をいくつか提案している.

- $l_2$  ノルム:  $\|\mathbf{x}\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^N x_i^2}$ .
- $l_1$  ノルム:  $\|\mathbf{x}\|_1 = \sum_{i=1}^N |x_i|$ .
- $l_0$  ノルム:  $\|\mathbf{x}\|_0 = \sum_{i=1}^N S(x_i)$ .
- フロベニウスノルム:  $\|\mathbf{X}\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^{Nv} \sum_{j=1}^{Nh} x_{i,j}^2}$ .

ここで,  $l_0$  ノルムは凸関数の定義を満たさない非凸関数であり, 0 以外の要素をカウントするノルムである. ここで,  $S(\cdot)$  は以下のように定義される連結関数である.

$$S(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \neq 0 \\ 0, & \text{if } x = 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

### 2.4.2 距離射影

任意の  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$  に対して, 距離射影  $P_C(\mathbf{x})$  は次式により定義される.

$$P_C(\mathbf{x}) = \arg \min_{\mathbf{y} \in C} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| \quad (2.6)$$

ここで,  $C$  は凸集合である. つまり, 空でない任意の凸集合  $C$  上に  $\mathbf{x}$  と最も距離が近い  $\mathbf{y}$  が唯一存在し,  $P_C(\cdot)$  はその点への射影を表す.

また, 凸集合  $C_{\underline{s}, \bar{s}} = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N \mid \underline{s}_i \leq x_i \leq \bar{s}_i \text{ for } i = 1, \dots, N\}$  の距離射影は次式により定義される.

$$[P_{C_{\underline{s}, \bar{s}}}(\mathbf{x})]_i = \begin{cases} \underline{s}_i, & \text{if } x_i < \underline{s}_i \\ \bar{s}_i, & \text{if } x_i > \bar{s}_i \\ x_i, & \text{if } \underline{s}_i \leq x_i \leq \bar{s}_i \end{cases} \quad (2.7)$$

### 2.4.3 近接写像

凸最適化問題の解法アルゴリズムの多くは, 非可微分項の近接写像 (Proximity operator) が効率的に計算可能であることを前提としている. ここで, 近接写像は  $\gamma > 0$  より次のように定義される [124–127].

$$\text{prox}_{\gamma g}(\mathbf{x}) = \arg \min_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^N} g(\mathbf{y}) + \frac{1}{2\gamma} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 \quad (2.8)$$

また, この関数  $g$  の共役関数を  $g^*$  とすると, この共役関数の近接写像は  $g$  の近接写像を用いて次のように定義される.

$$\text{prox}_{\gamma g^*}(\mathbf{x}) = \mathbf{x} - \gamma \text{prox}_{\frac{g}{\gamma}}\left(\frac{\mathbf{y}}{\gamma}\right) \quad (2.9)$$

この近接写像の性質に基づく効率的なアルゴリズムが数多く提案されている.

ここで,  $l_1$  ノルムの近接写像について述べる. 任意の  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$  に対して, 近接写像は次式により定義される.

$$[\text{prox}_{\gamma \|\cdot\|_1}(\mathbf{x})]_i = \begin{cases} x_i - \gamma, & \text{if } x_i > \gamma \\ 0, & \text{if } -\gamma \leq x_i \leq \gamma \\ x_i + \gamma, & \text{if } x_i < -\gamma \end{cases} \quad (2.10)$$

このように,  $l_1$  ノルムの近接写像は要素ごと ( $i = 1, \dots, N$ ) のソフト閾値操作となる [128].

### 2.4.4 ADMM アルゴリズム

ADMM アルゴリズム [120] は, 一般に次式で定義される最小化問題へ適用可能である.

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N_1}, \mathbf{z} \in \mathbb{R}^{N_2}} f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) \quad \text{s.t. } \mathbf{z} = \mathbf{L}\mathbf{x} \quad (2.11)$$

ここで,  $f$  は微分可能な凸関数 (例えば  $l_2$  ノルム),  $g$  は微分不可能な凸関数 (例えば  $l_1$  ノルムや指示関数) である. ここで,  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N_1}$ ,  $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^{N_2}$  はそれぞれ求めたい未知変

数と補助変数である。また、 $\mathbf{L}$  は線形オペレーター行列である。ADMM アルゴリズムは次のように与えられる。

$$\begin{aligned}\mathbf{x}^{(l+1)} &= \arg \min_{\mathbf{x}} \left\{ f(\mathbf{x}) + \frac{1}{2\gamma} \|\mathbf{z}^{(l)} - \mathbf{L}\mathbf{x} - \mathbf{b}^{(l)}\|_2^2 \right\} \\ \mathbf{z}^{(l+1)} &= \arg \min_{\mathbf{z}} \left\{ g(\mathbf{z}) + \frac{1}{2\gamma} \|\mathbf{z} - \mathbf{L}\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{b}^{(l)}\|_2^2 \right\} \\ \mathbf{b}^{(l+1)} &= \mathbf{b}^{(l)} + (\mathbf{L}\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{z}^{(l+1)})\end{aligned}$$

ここで、 $\gamma > 0$  はペナルティ項の重みであり、 $l$  はアルゴリズムの反復回数、 $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^{N^2}$  は双対変数である。このアルゴリズムは目的関数が凸関数である場合、どのような初期値  $\mathbf{x}_0, \mathbf{z}_0, \mathbf{b}_0$  を与えても十分な反復回数で大域的最小解への収束が保証されている。

### 2.4.5 PDS アルゴリズム

PDS アルゴリズム [122] では、一般に次式で定義される最小化問題へ適用可能である。

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N} f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{x}) + h(\mathbf{L}\mathbf{x}) \quad (2.12)$$

ここで、関数  $f, g$ , および  $h$  がヒルベルト空間で下半連続関数であり、 $f$  は微分可能、 $\nabla f$  は  $\beta$ -リプシッツ連続である。 $\mathbf{L}$  は有界線形作用素である。PDS アルゴリズムは次のように与えられる。

$$\begin{aligned}\mathbf{x}^{(l+1)} &= \text{prox}_{\gamma_1 g} \left( \mathbf{x}^{(l)} - \gamma_1 (\nabla f(\mathbf{x}^{(l)}) + \mathbf{L}^* \mathbf{y}^{(l)}) \right) \\ \mathbf{y}^{(l+1)} &= \text{prox}_{\gamma_2 h^*} \left( \mathbf{y}^{(l)} + \gamma_2 \mathbf{L} (2\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{x}^{(l)}) \right)\end{aligned}$$

ここで、 $\gamma_1, \gamma_2 > 0$  は PDS アルゴリズムのパラメータ、 $l$  はアルゴリズムの反復回数である。 $\mathbf{L}^*$  は  $\mathbf{L}$  の随伴行列であり、 $\mathbf{y}$  は双対変数である。また、このアルゴリズムは目的関数が凸関数であり、 $\frac{1}{\gamma_1} - \gamma_2 \|\sum_{i=1}^m L_i^* L_i\| \geq \frac{\beta}{2}$  を満たす場合、十分な反復回数で大域的最小解への収束が保証されている。ここで、 $\beta$  は  $\nabla F$  に対するリプシッツ定数である。

## 第3章 ウェーブレット変換を用いた 多重露光画像統合法

本章では、ウェーブレット変換による多重解像度表現を用いた新たな多重露光画像統合手法を提案する。多重露光画像の統合処理は本質的にノイズを低減する働きをもつが、画像本来の信号値に対してノイズの強度が高い場合、十分にノイズを低減することができず、暗部領域において予期しないノイズが生じる問題がある。特に、暗い照明条件の下では、高感度設定によりセンサーノイズが増幅され、暗部の詳細が顕著に劣化してしまう。また、HDR 画像の生成に用いる多重露光画像の諧調不足による量子化ノイズが擬似エッジを生む。

そこで本章では、比較的ノイズの少ない高露光画像を基に低露光画像の暗部ノイズを軽減し、また、センサーノイズと量子化ノイズを選択的に軽減できる重み付け手法とシフト不変ウェーブレット変換を用いた新たな多重露光画像統合手法を提案する。まず、3.1 節では、提案手法の概要について述べ、3.2 節では、多重露光画像間のゆらぎ(ノイズ)の除去について述べ、3.3 節では、提案する多重露光画像統合のためのウェーブレット閾値処理について述べる。さらに、3.4 節では、センサーノイズと量子化ノイズを選択的に軽減する新たな重み関数の設計方法について述べる。3.5 節では自然シーンの多重露光画像を従来手法、および提案手法により統合しその結果を比較することで提案するアルゴリズムの妥当性を示す。最後に 3.6 節で本章を簡潔にまとめる。

### 3.1 提案手法の概要

提案手法の目的は、ノイズにより劣化した多重露光画像を入力とし、各画像間の相関を基に画像間のゆらぎ(ノイズ)を除去し、シフト不変ウェーブレット変換による多重解像度表現を用いて効率的な画像統合を行いノイズのない HDR 画像を生成することである。図 3.1 に提案手法の処理手順を示す。ここでは、カラーの多重露光画像を入力とし、RGB チャンネルそれぞれにおいて同じ処理を行う。初めに、各入力画像のシーン輝度に対する非線形性を補正し、画素値をシーン輝度に対して線形となるように輝度補正したうえで、多重露光画像間でノイズ除去を行う。そして、シーン輝度に対する誤差を最小にするように構成された重み関数により算出した重みマップを各画像に掛け、その重み付けされた画像をシフト不変ウェーブ

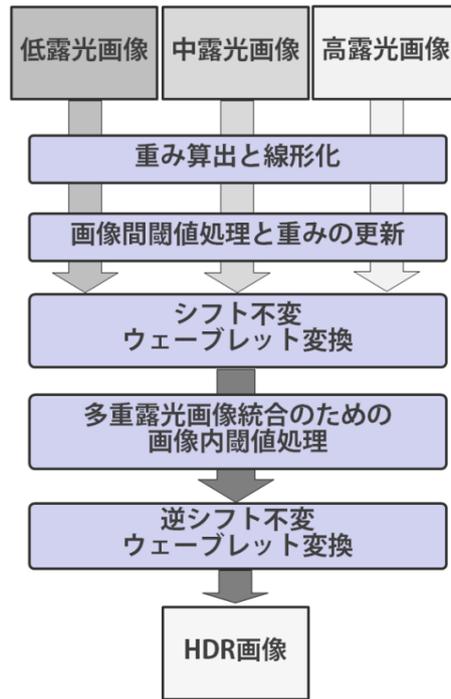


図 3.1: 提案手法の処理フロー.

レット変換により変換する. ウェーブレット変換領域において, 高周波数成分であるウェーブレット係数に提案する多重露光画像統合のための閾値判定処理を施すことで, ノイズの除去と画像統合を行う. 統合により得られる HDR 画像は, 逆シフト不変ウェーブレット変換を行うことで復元される. 以降の節では各ステップの詳細について述べる.

### 3.2 多重露光画像間でのノイズ除去

照度  $r$  と, センサーによって測定する光量  $y$  の関係は式 (3.1) によって表現することができる [4].

$$y = r \cdot t \quad (3.1)$$

ここで,  $t$  は露光時間である.

一般的な市販のカメラセンサーでは, 捕捉された信号  $y$  は画素値  $u$  に非線形変換される. 画素値  $u$  は,  $RGB$  いずれかのチャンネルの値を表し, 一般的には 8bit に量子化される. 多重露光画像を統合し HDR 画像を生成する場合, 照度を正確に推定するために, この非線形性を補正する必要がある. もし, この非線形性を高精度に補正できない場合, 統合結果に擬似エッジや輝度ムラが生じる. 一般的に, この

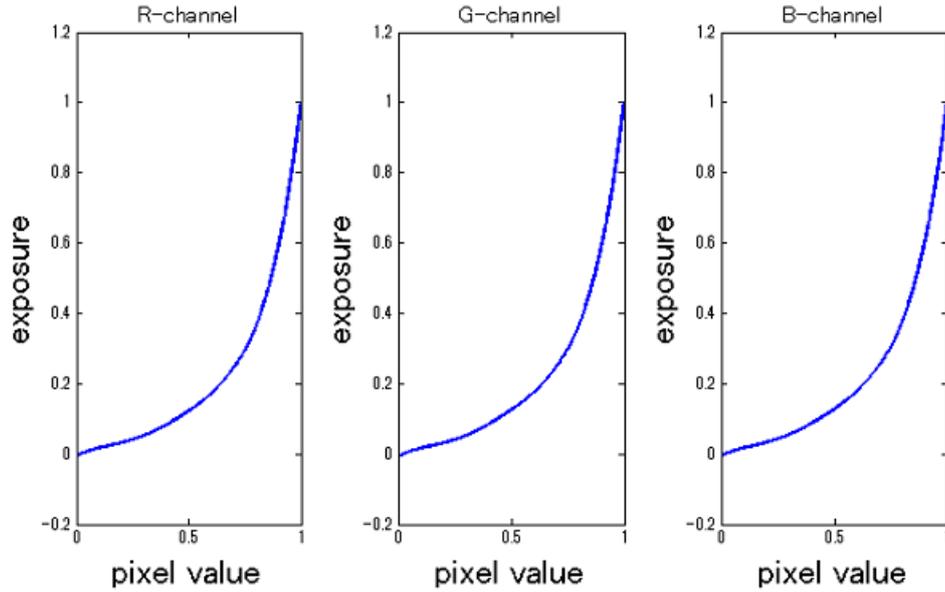


図 3.2: 従来手法 [4] により算出した逆カメラレスポンスカーブ.

非線形変換はカメラレスポンスカーブと呼ばれ, 次のように定義される.

$$u = \mathcal{G}(y) \quad (3.2)$$

式 (3.1), (3.2) より照度  $r$  は次式の通り導出される.

$$r(u) = \mathcal{F}(u) / t \quad (3.3)$$

ここで,  $\mathcal{F}$  は逆カメラレスポンスカーブである. また,  $\mathcal{F}(\cdot) = \mathcal{G}^{-1}(\cdot)$  で定義できる.

一般的に, カメラレスポンスカーブはカメラデバイスごとに異なり, また, 公開されていない. そこで, カメラレスポンスカーブを推定するために, 多重露光画像を用いた推定手法 [4] が提案されている. この手法では多重露光画像の画像間の露光比から関数  $\mathcal{F}$  は推定され, 低次数の多項式で高精度に近似される. この手法により推定されたデジタル一眼レフカメラ Canon EOS 20D の逆カメラレスポンスカーブ  $\mathcal{F}$  を図 3.2 に示す.

提案手法では, 画像間と画像内での閾値処理を行う. まずは, 画像間の処理について述べる. 従来手法 [4] により算出した逆カメラレスポンスカーブにより画素値の非線形性を補正し, 式 (3.3) より照度を補正した後, 多重露光画像間の差分に対して閾値処理を行う.

まず, 式 (3.4), (3.5) より多重露光画像間の和  $\mu$  と差  $\eta$  に分解する.

$$\mu_i^k = \frac{\mathcal{M}(u_i^k, u_i^{k+1}) \cdot (r(u_i^k) + r(u_i^{k+1}))}{2} \quad (3.4)$$

$$\eta_i^k = \frac{\mathcal{M}(u_i^k, u_i^{k+1}) \cdot (r(u_i^k) - r(u_i^{k+1}))}{2} \quad (3.5)$$

ここで,  $k = 1, \dots, K - 1$  で  $N$  は入力画像枚数,  $k = 1$  を最も露光の短い画像とする. つまり, 露光時間の増加につれて対応する  $k$  の値も大きくなるよう入力画像を設定している.  $r(u_i^k)$  は  $k$  枚目の露光画像の  $i$  番目の画素値  $u_i^k$  の照度値である. また,  $\mathcal{M}(\cdot)$  は入力の値が 0 (黒潰れ) または 1 (白飛び) の時に 0, その他は 1 を返すマスク関数である. このマスク関数の導入により, 飽和領域の影響を無視することができる. 式 (3.5) より得られた  $\eta_i^k$  に対して次式の閾値判定処理を行う.

$$\tilde{\eta}_i^k = \begin{cases} 0, & \text{if } |\eta_i^{k(G)}| \leq \zeta \\ \eta_i^k, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3.6)$$

ここで, 画像間の差分値に対する閾値処理は,  $G$  チャンネルの照度の差分値の絶対値  $|\eta_i^{k(G)}|$  が閾値  $\zeta$  以下の場合誤差 (ノイズ) であるとみなし,  $i$  番目の  $RGB$  全てのチャンネルの差分値を 0 とする. つまり,  $\eta$  を調節することでノイズ除去の程度を決定することができる. この閾値  $\eta$  をユーザーが設定するパラメータとする. この処理により, 画像間のノイズ (揺らぎ) を軽減することができる. ここで, この閾値判定は  $G$  チャンネルに対してのみ行い, 0 となる画素位置を決定している.  $R, B$  チャンネルにおいては閾値判定を行わず  $G$  チャンネルにおいて 0 となった位置の画素を  $R, B$  チャンネルにおいても同様に 0 にしている. これは,  $RGB$  で独立に閾値処理を行うと色のバランスが崩れ色むらが発生する恐れがあるため,  $G$  チャンネルの閾値判定結果を  $RGB$  で統一して用いることで, 色バランスを保ちながらノイズを除去している.

式 (3.6) により算出した差分値を基に, 次式により  $k$  枚目の露光画像を復元する.

$$\tilde{u}_i^k = \mu_i^k + \tilde{\eta}_i^k \quad (3.7)$$

最終的に多重露光画像を統合する際, 画像に重みをつけた加重平均により HDR 画像を復元する. この重みに関しても同様に閾値判定処理を行い, 重みを更新しなければならない. そのままではノイズを考慮した重みとなり, 統合の際にノイズの影響が残ってしまうためである. そこで, 次式により重みを更新する.

$$\tilde{\omega}_i^k = \begin{cases} \frac{\mathcal{M}(u_i^k, u_i^{k+1}) \cdot (\omega_i^k + \omega_i^{k+1})}{2}, & \text{if } |\eta_i^{k(G)}| \leq \zeta \\ \mathcal{M}(u_i^k) \cdot \omega_i^k, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.8)$$

ここで,  $\omega_i^k$  は提案する重み関数に  $k$  枚目の露光画像の  $i$  番目の画素値  $u_i^k$  を入力とし算出した重みである. 画像間の閾値処理の予備実験結果を図 3.3 に示す. 図 3.3 より, 多重露光画像を用いたノイズ除去の効果が確認できる. これは, 多重露光画像の飽和していない領域では画像本来のエッジの強度は一致するため, 画像の揺らぎであるノイズを差分をとり閾値処理することで軽減することができたと考えられる.

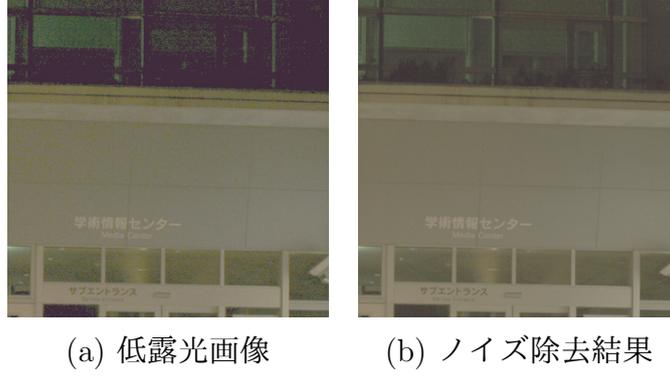


図 3.3: 画像間閾値処理によるノイズ除去結果.

提案手法では、重み関数より各露光の各画素値の重みを計算し重み付き線形和で画像を統合する際に、ウェーブレット変換領域で各サブバンドごとに統合処理を行う。そのため、あらかじめウェーブレット変換を行う前に、各露光画像に重み付けを行う必要がある。ウェーブレット変換領域内で、上述した画像間のノイズ除去処理を行う場合、出力されるウェーブレット係数のエネルギーが変化し統合された際に各画素値の重みのスケールが異なるため、適切な重みの総エネルギーで割ることが必要となる。しかし、ウェーブレット変換領域の各高周波数成分のウェーブレット係数にのる重みは実際には計算することが困難であるため、本提案手法では、画像間の処理は以降で示す画像内での閾値判定処理とは統合せず独立して行っている。

### 3.3 ウェーブレット変換領域でのノイズ除去

従来手法では、各露光画像から計算された照度を加重平均することで多重露光画像の統合を実現している。

$$h_i = \frac{\sum_{k=1}^K \omega_i^k \cdot r(u_i^k)}{\sum_{k=1}^K \omega_i^k} \quad (3.9)$$

提案手法では、式 (3.3) で求めた  $\tilde{u}_i^k$  に、提案手法の重み関数 (詳細については 3.4 節に後述) によりあらかじめ導出しておいた重み係数を掛け重み付き画像を得る。 $k$  枚目の重み付き画像は次式により得られる。

$$\hat{u}_i^k = \begin{cases} \frac{\tilde{\omega}_i^k \cdot \tilde{u}_i^k}{\sum_{k=1}^{K-1} \tilde{\omega}_i^k + \omega_i^K}, & \text{if } k \in \{1, \dots, K-1\} \\ \frac{\omega_i^k \cdot r(u_i^k)}{\sum_{k=1}^{K-1} \tilde{\omega}_i^k + \omega_i^K}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.10)$$

ここで、 $k (= 1, \dots, K-1)$  枚目の露光画像に関しては、式 (3.7) と式 (3.8) より導出した照度と重み係数を用いている。 $K$  枚目の画像については、画像間のノイズ除去を行わないため、入力画像から算出した重みを照度に変換した画像に掛け合わせ

る。そして、重み付き画像  $\hat{u}_i^w$  にシフト不変ウェーブレット変換を適用し変換することで、ウェーブレット変換領域内での統合が可能となる。

低露光画像の暗部に発生したノイズは、露光画像の取得時のカメラレスポンスカーブと HDR 画像生成後の低ダイナミックレンジディスプレイでの表示の際に用いられるトーンマッピング操作によって強調される。一般的に複数枚の画像を統合する処理は、ランダム性をもったノイズを低減する効果をもつ。しかし、多重露光画像の統合はカメラレスポンスカーブによりノイズ強度が各露光画像で変化してしまうため、ノイズが低減されづらい。また、生成した HDR 画像は多くの場合で表示のためにトーンマッピング処理されるが、この処理は暗部をもち上げる効果をもつため、残されたノイズが強調されてしまう。

提案統合手法ではノイズを除去するために、多重露光画像用に最適化したウェーブレット閾値処理を適用する。式 (3.10) の重み付き画像  $\hat{u}_i^w$  を Haar 型シフト不変ウェーブレット変換により変換する。つまり、サブサンプリングなしのウェーブレット変換を行う。ウェーブレット変換では、ローパスフィルタ (L) とハイパスフィルタ (H) は水平および垂直方向に施される。そして、4つのサブバンド (LL, HL, LH, HH) が生成され、それから、繰り返し LL 成分を 4つのサブバンドに変換していく。ウェーブレット変換領域での閾値処理は、ウェーブレット係数を閾値処理することによって、ウェーブレット疎表現を作るという処理である [61–63]。

本論文では、多重露光統合のための新たなウェーブレット閾値処理法を提案する。提案手法において、ウェーブレット閾値処理の最適化問題は、次のコスト関数を最小化することで解くことができる。

$$\min_{\hat{v}_j} E_{HDR}(\hat{v}_j) = |\hat{v}_j|^0 + \frac{\lambda}{K} \sum_{k=1}^K (\hat{v}_j - v_j^k)^2 \quad (3.11)$$

ここで、 $v_j^k$  は式 (3.10) で重み付けされた  $k$  枚目の画像をウェーブレット分解した各サブバンドのうちの  $j$  番目のウェーブレット係数であり、 $\hat{v}_j$  は HDR 化された出力ウェーブレット係数である。また、 $\lambda$  は閾値を決定するパラメータである。このコスト関数を最小化する最適なウェーブレット係数は次式のとおり閉じた形で与えられる。

$$\hat{v}_j^* = \begin{cases} 0, & \text{if } 1 - \lambda \left( \frac{1}{K} \sum_k v_j^k \right)^2 > 0 \\ \frac{1}{K} \sum_k v_j^k, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.12)$$

これは一般に用いられるウェーブレット閾値処理 [61–63] とは異なり、多重露光画像用に一般化したものととらえられる。なお、式 (3.12) は閾値処理と画像統合を同時に行っていることに注意されたい。また、式 (3.12) に導出については付録に示す。

### 3.4 ノイズを軽減する重み関数の設計

通常, 多重露光画像を統合し HDR 画像を生成する際, 露光不足もしくは過度の露光における飽和領域を加算から除外するために, 図 2.3 のような関数を用いて重みを計算し, 照度に変換した画像に算出した重みを乗算し統合する. 自然シーンの輝度を正確に再現することを目的としている HDR 画像生成において, 入力画像の白飛びや黒潰れなどの飽和値の影響は少ない方が望ましい. そこで, 多重露光画像を用いた HDR 画像生成においては, この飽和値を統合から除外するよう設計した関数により統合のための重みを算出している.

しかし, これまで提案された重み付け関数 [4, 11] は, センサーで生じるノイズに関しては考慮されていない. さらに, 多重露光画像の統合の際に用いるカメラレスポンスカーブが正確に推定できていない場合, 画像の線形化に失敗し誤差が生じてしまう. また, カメラレスポンスカーブは, 量子化誤差を強調する傾向にあり, さらに, 生成された HDR 画像をトーンマッピングした際, 擬似エッジとして視認できるほど強調されてしまう問題がある.

提案手法では, センサーで発生するノイズをモデル化しその逆関数を重み関数とすることで, 効果的にノイズを軽減することができる. また, パラメータを調整することで, センサーノイズと量子化ノイズの選択的軽減を実現することができる.

CCD や CMOS センサーで発生したノイズは, 一般的に信号に依存した項と独立した項でモデル化できる (例えば [17]). ここではノイズモデルを次のように定義する.

$$y = x + a_1\sigma_1 + a_2\sigma_2 \cdot x, \quad (3.13)$$

ここで,  $x$  はノイズのない理想的な信号であり,  $y$  はセンサーの出力である. また,  $\sigma_1$  と  $\sigma_2$  はそれぞれノイズの標準偏差である.  $a_1$  と  $a_2$  はセンサーによって特徴づけられるパラメータである. ここで, 第 2 項は信号に依存しない独立したノイズであり, 第 3 項は信号に依存したノイズである. センサーに入力された信号はカメラ内の処理により非線形変換され, 量子化される. つまりカメラの出力を  $u$  とすると,

$$u = \mathcal{G}(y) + \sigma_q$$

と記述できる. ここで  $\sigma_q$  は量子化誤差である. 本手法では, この出力  $u$  に逆カメラレスポンスカーブをかけるため,

$$\mathcal{F}(u) = \mathcal{F}(\mathcal{G}(y) + \sigma_q),$$

となる.

ここで得られる信号  $\mathcal{F}(u)$  と理想的な信号  $x$  との誤差を以下のとおり近似する.

$$\begin{aligned}
\mathcal{F}(\mathcal{G}(y) + \sigma_q) - x &\approx \mathcal{F}(\mathcal{G}(y)) + \mathcal{F}'(\mathcal{G}(y)) \sigma_q - x \\
&= y + \mathcal{F}'(\mathcal{G}(y)) \sigma_q - x \\
&= a_1 \sigma_1 + a_2 \sigma_2 \cdot x + \mathcal{F}'(\mathcal{G}(Y)) \sigma_q
\end{aligned} \tag{3.14}$$

ここで逆レスポンスカーブが理想的であると仮定しており, カメラレスポンスカーブ  $\mathcal{G}$  は,  $\mathcal{F}$  により打ち消される. つまり  $\mathcal{F}(\mathcal{G}(y)) = y$  となる. これを露光時間  $t$  で除算することによりノイズ項  $n$  を得る.

$$n = (a_1 \sigma_1 + a_2 \sigma_2 \cdot x + \mathcal{F}'(\mathcal{G}(y)) \sigma_q) / t \tag{3.15}$$

提案する重み関数は, 式 (3.15) で表されるノイズモデルの逆関数で次式のように定義される.

$$\begin{aligned}
\omega_0(u) &= \mathcal{M}(u) \cdot \frac{1}{((a_1 \sigma_1 + a_2 \sigma_2 \cdot x + \mathcal{F}'(\mathcal{G}(y)) \sigma_q) / t)} \\
&\approx \mathcal{M}(u) \cdot \frac{1}{((a_1 \sigma_1 + a_2 \sigma_2 \cdot y + \mathcal{F}'(\mathcal{G}(y)) \sigma_q) / t)} \\
&= \mathcal{M}(u) \cdot \frac{1}{((a_1 \sigma_1 + a_2 \sigma_2 \cdot \mathcal{F}(u) + \mathcal{F}'(u) \sigma_q) / t)}
\end{aligned} \tag{3.16}$$

$\mathcal{M}(u)$  は  $u = 0$  と  $u = 1$  で 0 の値をもち, それ以外では 1 をもつマスク関数である. ここでは未知の信号  $x$  を  $x \approx y$  で近似する. 提案手法は, 一般に市販されているカメラによる多重露光画像の統合を前提としており, 市販のカメラはカメラ内部で様々な画像処理が施されている. そこで, ほとんど処理されていない RAW 画像を用いても, キャリブレーションにより式 (3.16) のパラメータの正確な推定は非常に困難である. また, 特殊な装置を用いてカメラの内部処理前の正確なセンサー出力を測定することができたとしても, これらのパラメータの真値を正確に求めることは困難である. そこで, 式 (3.16) を次式のようにパラメーターを簡略化した形で表すことにする.

$$\omega(u) = \mathcal{M}(u) \cdot \frac{1}{(b_1 + b_2 \mathcal{F}(u) + b_3 \mathcal{F}'(u)) / t} \tag{3.17}$$

パラメータ  $b_1, b_2, b_3$  は, 提案する重み関数のパラメータであり, ユーザーが手動で調節する. 実験では, ノイズが小さくなる値を手動で求めている. 分母の第 1 項と第 2 項はセンサーノイズ, 第 3 項は量子化ノイズを制御する項であり, これらのパラメータを変化させることで, センサーノイズと量子化ノイズの除去効果を調節することが可能となる. つまり,  $b_2$  を大きくするとセンサーノイズを軽減する重み関

数となり,  $b_3$  を大きくすると量子化ノイズを軽減する重み関数となる. なお, 暗部ノイズの除去実験では, パラメータは画質を考慮して手動で適した値を探索し, 結果  $b_1 = 0.001$ ,  $b_2 = 0.99$ ,  $b_3 = 0.01$  と画像に依存しない固定した値を用いる. これは, 高 ISO 感度設定で暗所を撮影した際に生じる暗部ノイズの除去を目的としているため,  $b_3$  に対して相対的に  $b_2$  に大きい値を用いることで, センサーノイズを軽減する重み関数となっている. また, 異なるシーンでもパラメータを再度調節する必要がなく, 安定したノイズ軽減が可能である.

## 3.5 実験および考察

本節では, 提案手法のアルゴリズムの妥当性を評価するために, 高感度設定で撮影した多重露光画像に提案手法および従来手法を適用し生成した HDR 画像の比較を行う.

### 3.5.1 実験用画像とパラメータ設定

入力の多重露光画像はデジタル一眼レフカメラ CANON EOS 20D を用いて取得している. ここでは, 絞り値を固定し, 露光時間のみを変化させて撮影している. 提案手法は手持ちカメラの撮影において手ぶれしない ISO 感度設定での撮影を想定しているため, ISO 感度を 1600 と設定し Ground truth 用に各露光 15 枚ずつ (各シーン, 合計  $3 \times 15 = 45$  枚) 撮影した. ただし, 提案する統合手法と従来 of 統合手法のノイズ除去性能の差を明確にするために三脚を用いて位置ずれのない画像群を取得している. 図 3.4 に, 本実験で用いたシーン (scene1, scene2) を示す. 各露光 15 枚を平均した多重露光画像を従来 of 統合手法により統合し生成された HDR 画像を Ground truth とする. 高感度撮影した画像を従来 of 統合手法により統合し生成された HDR 画像にはノイズが発生している. そこで, 従来 of ノイズ除去法である, Bilateral Filter [3], および BM3D [65] を適用し除去を行った結果との比較を行う. 従来手法のパラメータはノイズ除去とエッジ保存, 二つの基準において最も良い画質になるように設定している. ただし, Bilateral Filter [3] に関しては, 弱い平滑化ではノイズ除去効果が少なかったため, エッジ保存よりもノイズ除去に重きを置いてパラメータを設定している.

### 3.5.2 定性評価

式 (2.1) の従来 of 統合手法と, 提案手法による統合結果と従来 of ノイズ除去処理によりノイズ除去を施した HDR 画像の結果を図 3.5 に示す. ただし, 従来 of 統合手法, 提案手法ともに, センサーノイズを軽減するパラメータ設定の提案手法の重み関数により HDR 画像を生成している. ここでは, MATLAB の tonemap 関数に

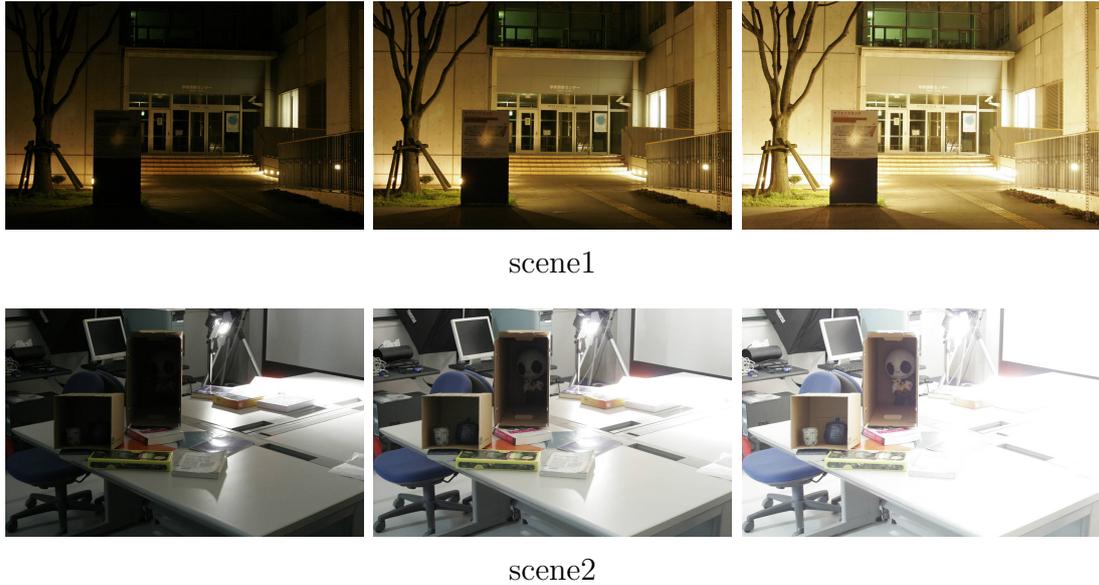


図 3.4: 入力の多重露光画像.

よりトーンマッピング処理を施した LDR 画像を示している. 図 3.5 より, 従来手法の Bilateral Filter [3] ではどの画像でもノイズの軽減が確認できるが, 画像本来のエッジがボケてしまっている. もう一方の BM3D [65] では, 明部はシャープになっているが, 暗部では少し平滑化が効きすぎている. 従来手法に対して, 提案手法では, 明部が少しぼやけてはいるものの, 暗部の詳細は残されている結果となった.

図 3.5(a) の看板のフレア付近では, BM3D [65] はシャープだが, 提案手法では若干擬似エッジが残っている. しかし, 看板付け根の草の詳細は, 提案手法の方が良く残されている. また, BM3D [65] の平滑化が効きすぎている暗部付近, 特に看板の右側や地面で, BM3D [65] 特有の幾何学模様のような擬似エッジが確認できる. 図 3.5(b) では, 提案手法と BM3D [65] の結果では差がほとんどない. しかし, 図 3.5(c) の黒い照明カバーで, 提案手法では若干エッジの詳細が崩れている印象を受ける. これは, 強いエッジ上, もしくは, 付近に残っているノイズに関しては, 閾値処理では十分に除去できないからだと考えられる. しかし, それ以外に関しては従来手法と同等のノイズ軽減が実現できている. 提案統合手法ではノイズ除去の効果が期待でき, 特に暗部で良好な効果が得られる.

### 3.5.3 定量評価

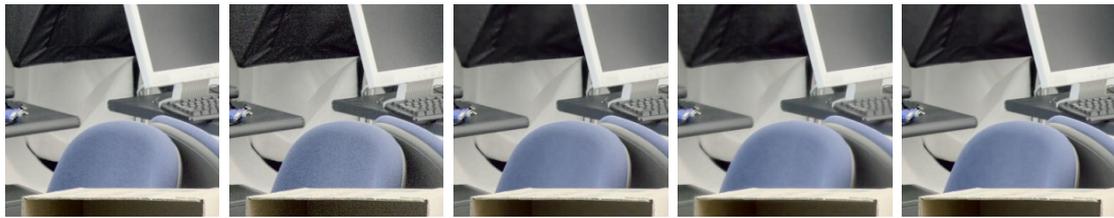
次に, 提案手法の妥当性を定量的に評価するために, トーンマッピング後の画像に対して PSNR, SSIM [1], これら二つの定量評価方法による比較を行った. ここで, SSIM(Structural SIMilarity) [1] は, 二つの画像の類似性を計測する手法であり, 人間の主観的評価に近い評価結果を得ることができる. 使用するトーンマッピン



(a)



(b)



(c)

図 3.5: 各手法により生成される HDR 画像の比較: (左から)Ground truth, 従来の統合手法, 提案手法, Bilateral Filter, BM3D.

グは, Reinhard ら [5] のローカルトーンマッピング, 局所コントラストを強調する CLAHE のトーンマッピング [52], MATLAB の tonemap 関数である. 定量評価結果を表 3.1, 3.2 に示す. 表 3.1, 3.2 より, 提案手法は Reinhard らのトーンマッピング [5] で従来手法よりも良好な結果となっている.

そこで, 図 3.6 に Reinhard らのトーンマッピング [5] 結果をそれぞれ示す. 図 3.6 より BM3D [65] では平滑化が効きすぎているため画像右側の壁のテクスチャの詳細がなくなっているのに対し, 提案手法ではノイズを除去しつつ, テクスチャやエッジを保存できていることが確認できる. また, Bilateral Filter [3] よりも鮮明な結果となっている. このトーンマッピングは, 高輝度になればなるほど受光感度が鈍感になるという人間の視覚特性を考慮し, 低輝度域の情報を残し, 人間が知覚しにくい高輝度側を強く圧縮するトーンマッピングとなっている. そのため, 暗部

表 3.1: 各トーンマッピング後の画像の PSNR 比較.

Tone-mapping		Reinhard [5]	CLAHE [52]	MATLAB 関数
Noisy image	(scene1)	29.87	34.09	27.97
	(scene2)	38.83	31.95	35.68
our method	(scene1)	<b>37.91</b>	36.02	<b>30.22</b>
	(scene2)	<b>43.49</b>	33.80	<b>37.49</b>
Bilateral Filter	(scene1)	27.09	34.23	25.38
	(scene2)	36.90	<b>35.09</b>	36.03
BM3D	(scene1)	32.79	<b>36.78</b>	30.97
	(scene2)	38.74	34.10	37.40

表 3.2: 各トーンマッピング後の画像の SSIM 比較.

Tone-mapping		Reinhard [5]	CLAHE [52]	MATLAB 関数
Noisy image	(scene1)	0.993	0.981	0.989
	(scene2)	0.997	0.958	0.994
our method	(scene1)	<b>0.997</b>	<b>0.984</b>	<b>0.993</b>
	(scene2)	<b>0.998</b>	0.962	<b>0.995</b>
Bilateral Filter	(scene1)	0.986	0.975	0.983
	(scene2)	0.997	0.966	0.993
BM3D	(scene1)	0.996	0.983	<b>0.993</b>
	(scene2)	<b>0.998</b>	<b>0.967</b>	<b>0.995</b>

ノイズを強調する. 提案手法は従来手法に比べ画像の詳細を保持しつつ暗部ノイズを除去することができたため最も良好な結果となったと考えられる. CLAHE [52] と MATLAB のトーンマッピングは, 局所コントラストを強調し画像の微細な詳細情報を強調するため, 全輝度域で等しく平滑化された結果となった BM3D [65], Bilateral Filter [3] と, 提案手法を比較した時, 提案手法は若干数値が劣る場合がある. これは, 提案手法は暗部のノイズの軽減に重きを置いており, 高輝度域のノイズ除去をあまり考慮していないため高輝度側のノイズが強調され数値に影響したのではないかと考えられる. しかし, 高輝度側に生じるノイズに関しては, 人間の視覚特性を考慮した場合あまり問題とならないため, 提案手法では高輝度よりも暗部のノイズ除去に重きを置いていることから妥当な結果である.



図 3.6: Reinhard らのトーンマッピング [5] によりダイナミックレンジ圧縮された HDR 画像: (左から)Ground truth, 従来の統合手法, 提案手法, Bilateral Filter, BM3D.

### 3.5.4 重み関数の効果

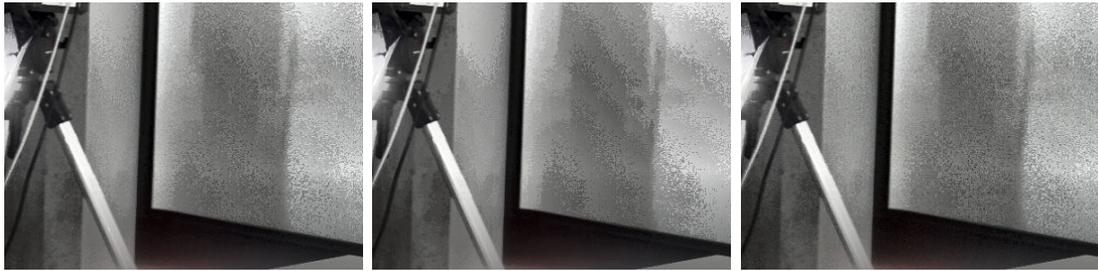
提案手法の重み関数の結果を確認するために, 提案手法の重み関数と, 従来手法の hat 関数 [11] により, それぞれ生成した HDR 画像を基に比較を行い提案手法の妥当性を示す. ただし, 比較しやすいように, 局所コントラストを強調する CLAHE [52] のトーンマッピング手法により HDR 画像のダイナミックレンジ圧縮を行っている. このトーンマッピング手法は極端なコントラスト強調を行うため, センサーノイズや量子化ノイズが視認しやすくなる. また, 提案手法の重み関数はパラメータを調整することにより, センサーノイズを軽減する重み関数と, 量子化ノイズを軽減する重み関数を設計することができる. そこで, 式 (3.17) のパラメータを  $b_1 = 0.001$ ,  $b_2 = 0.99$ ,  $b_3 = 0.01$  と設定しセンサーノイズを軽減する重み関数を用いた結果, また,  $b_1 = 0.001$ ,  $b_2 = 0.01$ ,  $b_3 = 0.95$  と設定し量子化ノイズを軽減する重み関数を用いた結果をそれぞれ図 3.7 に示す. ここでは極端な場合のみを示したが, 本例により提案手法の効果が見て取れる. 図 3.7 より, 提案手法の重み関数は, 従来の hat 関数に比べ, 選択的に, センサーノイズと量子化ノイズを軽減することができている. これは, 提案手法では, センサーで発生するノイズをモデル化し, その逆関数を重み関数としているため, 最適なパラメータを調整することで, 選択的にノイズを軽減することができているのではないかと考えられる. しかし, 結果をみると分かるようにセンサーノイズと量子化ノイズの間には, トレードオフの関係があり, それ故に統合時に重みの操作のみでそれらを同時に補正するのは難しい. そこで, 提案手法では, 擬似エッジを好まないユーザーに対しては, 量子化ノイズを軽減する重み関数を提供し, 粒子状のセンサーノイズを好まないユーザーに対しては, センサーノイズを軽減する重み関数を提供することで, 多くのユーザーのニーズに対応することが可能であると考えられる.

### 3.5.5 処理速度

本手法は MATLAB 上 (Intel Core i5 2.3GHz CPU, 8GB RAM, 64bit オペレーティングシステム PC) で実装されており, サイズ (1016 × 1592 × 3) の画像に対し



(d)



(e)

図 3.7: 重み関数の性能比較: (左) 従来手法-hat 関数, (中央) 提案手法-センサーノイズを軽減する重み関数, (右) 提案手法量子化ノイズを軽減する重み関数.

て処理時間は 1[sec] 以下である. 一方, BM3D [65] の実行時間は平均 36[sec] 程度である. 結果, 本手法はノイズ除去性能の非常に高い BM3D [65] と知覚的に同等のノイズ除去効果がより少ない計算時間で得られることがわかる. また, Bilateral Filter [3] に関しては提案手法よりもさらに高速に実装できるが, ノイズ除去性能は提案手法よりも劣る.

### 3.6 第3章のまとめ

提案手法は, Reinhard らのトーンマッピング [5] では, どの従来手法よりも良好な結果を得ることができ, MATLAB のトーンマッピングでは, Bilateral Filter [3] よりも良好な結果で, BM3D [65] と同等の結果が得られた. CLAHE [52] のような微細な詳細情報を過度に強調するトーンマッピングでは, 提案手法では対象としていない高輝度域のノイズが強調されるため, 従来手法に劣る場合もある. SSIM に関しても, PSNR の結果と同様のことが言える. また, 提案手法の重み関数では, センサーノイズと量子化ノイズを効果的に軽減可能であることを実験より確認した.

しかし, 今回用いたシーンよりも非常に暗いシーンを対象とした場合, 高露光画像がノイズにより劣化するため, 本手法では, 十分なノイズ除去が達成できない場合がある. これは, 提案手法では, 比較的ノイズの少ない高露光画像をもとに低露光画像のノイズを軽減しているため, 高露光画像がノイズにより非常に劣化してし

まった場合十分なノイズ軽減効果が得られないことが原因として考えられる。

そこで、非常に暗いシーンでも効果的な多重露光画像統合を実現するための高露光画像の復元について次章で提案する。

## 第4章 補助画像を用いた多重露光画像統合法

本章では、従来のノイズ除去手法では十分にノイズを除去することができない極端に暗いシーンでの HDR 画像生成に関する手法について述べる。また、提案手法は、入力となる高露光画像をノイズのない鮮明なフラッシュ画像を基に復元を行い、復元した高露光画像を3章で述べた提案手法の入力高露光画像とすることで、極端に暗いシーンにおいてもノイズのない HDR 画像の生成を実現している。まず、4.1 節では、提案手法の概要について述べ、4.2 節では、補助画像としてノイズのないフラッシュ画像を用いた高露光画像補正手法について述べる。4.3 節では極端に暗い自然シーンの多重露光画像を従来手法、および提案手法により統合しその結果を比較することで提案手法の有効性を示す。最後に 4.4 節で本章を簡潔にまとめる。

### 4.1 提案手法の概要

まず、カメラを三脚で固定し、ISO 感度設定 1600 で撮影した多重露光画像と、ISO 感度設定 100 でカメラのストロボ発光により撮影したフラッシュ画像を用意する。ただし、絞り値は固定で、シャッタースピードのみを変え撮影している。図 4.1 に提案手法の概要を示す。提案手法は主に2つのステップで構成される：(1) フラッシュ画像を用いた高露光画像の復元、(2) シフト不変ウェーブレット変換を用いたウェーブレット領域での多重露光画像統合(3章で提案)。従来の統合手法と異なり、提案統合手法では、フラッシュ非点灯(ノンフラッシュ)の多重露光画像だけではなくフラッシュ点灯により取得したフラッシュ画像を補助画像として用いている。フラッシュ画像は、ステップ1において高露光画像の暗部を復元するために用いている。そして、復元した高露光画像をステップ2の多重露光画像の高露光画像として用い、3章で提案したウェーブレット変換領域での多重露光画像統合によりノイズのない HDR 画像を生成する。

### 4.2 補助画像による高露光画像の復元

フラッシュ点灯画像(フラッシュ画像)による高露光画像復元の概要を図 4.2 に示す。提案手法では、フラッシュが十分に届いている領域では、後述する LCDP フィ

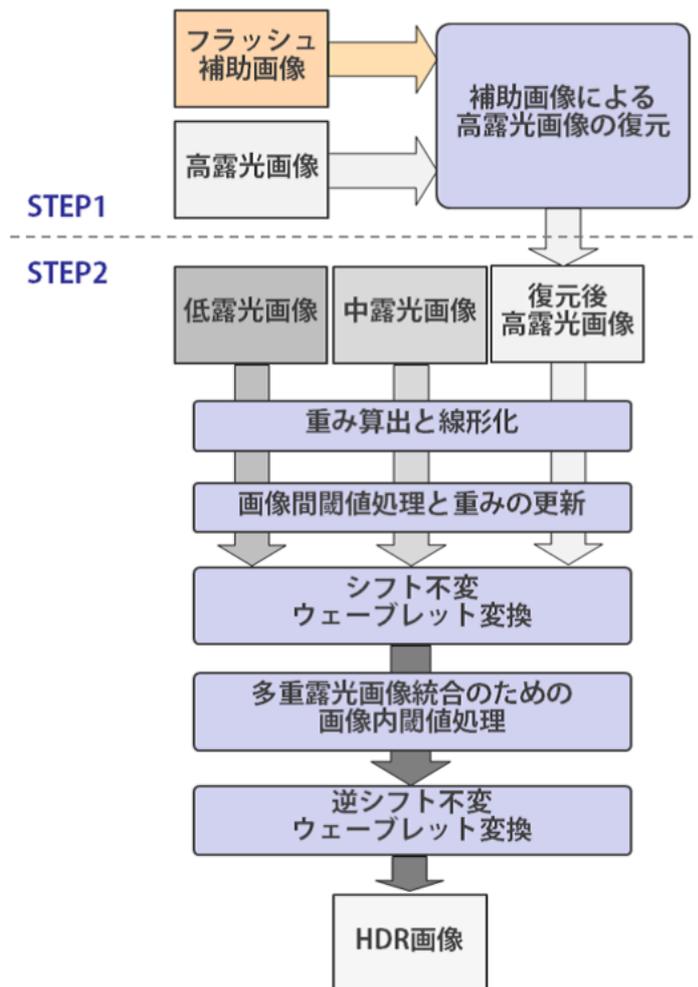


図 4.1: 補助画像を用いた多重露光画像統合の処理フロー。

ルタリングを用いて生成した結果を、その他の領域では Bilateral Filter [3] による平滑化結果を用いる。この二つの領域を区別するために、フラッシュが十分な領域では大きな値をもち、フラッシュの届いていない領域では小さい値をもつアルファマップを生成する。そして、このアルファマップを用いて画像を統合する。

#### 4.2.1 LCDP フィルタリング

ここでは、ノイズのないフラッシュ画像の色分布をノイズのあるノンフラッシュ画像の色分布に変換することで鮮明なノンフラッシュ画像を生成する局所色分布射影フィルタリング (LCDP フィルタリング) について述べる。この LCDP フィルタリングでは、局所色線形性 [5] の性質を利用している。つまり、局所領域の  $RGB$  の分布は、 $RGB$  空間で直線または平面で近似できるという性質である。図 4.3-(a)

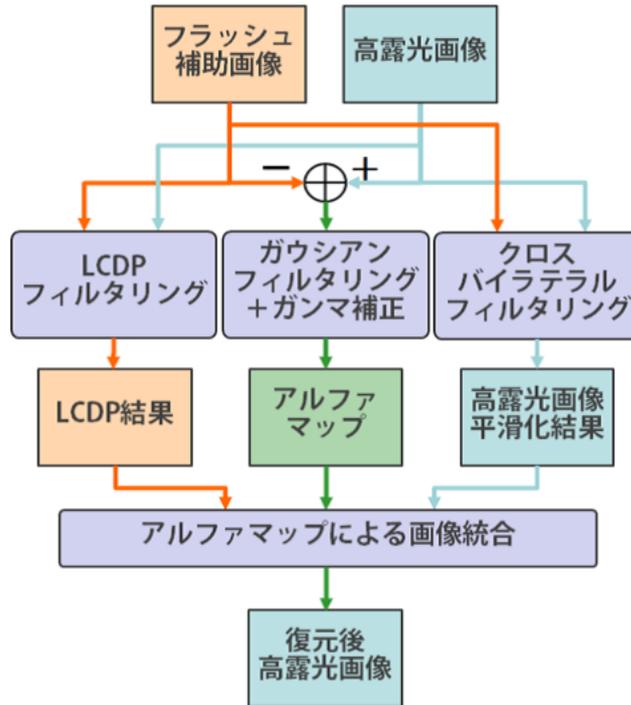


図 4.2: 補助画像による高露光画像復元の処理フロー.

はフラッシュ画像の局所領域, 図 4.3-(b) はノンフラッシュ画像の局所領域, そして, 図 4.3-(d) はこれらの色分布をそれぞれ示している. 図 4.3 より, ノンフラッシュ画像の色分布はフラッシュ画像の色分布のアフィン変換により近似することが可能である. したがって, ここでの復元の目的は以下を満たすアフィン変換を見つけることである.

$$\mathbf{y} \approx \mathbf{A}\mathbf{g} + \mathbf{b},$$

$\mathbf{A}$  と  $\mathbf{b}$  は  $3 \times 3$  の変換行列と,  $3 \times 1$  のオフセットベクトルである. また,  $\mathbf{g}$  と  $\mathbf{y}$  はそれぞれ, フラッシュ画像と高露光画像 (ノンフラッシュ画像) のある画素における  $RGB$  の値を要素としてもつ  $3 \times 1$  のベクトルである. フラッシュ画像の  $RGB$  値は行列  $\mathbf{A}$  によって変換される. アフィン変換行列  $\mathbf{A}$  と  $\mathbf{b}$  は次式のコスト関数を最小にすることによって決定される.

$$E_{LCDP} = \sum_i \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} \{w_{i,j} \rho(\mathbf{A}_i \mathbf{g}_j + \mathbf{b}_i - \mathbf{y}_j), + \varepsilon_A \|\mathbf{A}_i\|_F^2 + \varepsilon_b \|\mathbf{b}_i\|_2^2\}, \quad (4.1)$$

ここで,  $w_{i,j}$  はガウス型の重み [87],  $\rho$  はロバスト関数である. シフトベクトル  $\mathbf{b}$  が大きな値をもつ場合, 結果に悪影響を与えてしまう恐れがある. そこで, コスト関数に  $\varepsilon_b \|\mathbf{b}_i\|_2^2$  を制約項として加えている. もし, 式 (4.1) で  $\rho(\mathbf{p}) = \|\mathbf{p}\|^2$  と  $w_{i,j} = 1$  を選んだ場合, Guided Filter [86] の式と一致する. 提案手法では,  $\rho(\mathbf{p}) = -\sigma_r^2 \exp(-\frac{\|\mathbf{p}\|^2}{2\sigma_r^2})$  を用い外れ値の影響を軽減している. 実際には, 式 (4.1) は反復重み付き最小二乗

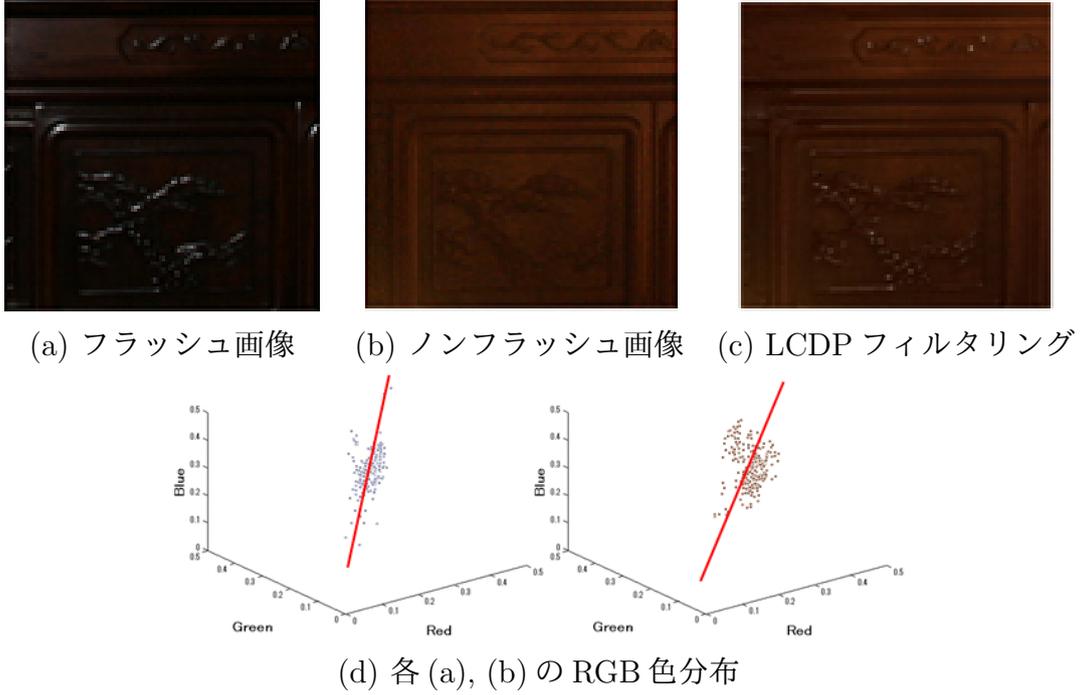


図 4.3: フラッシュ/ノンフラッシュ画像ペアの局所領域における色分布の線形性.

法 (IRLS) 法を用い最小化している. IRLS により求めた  $\mathbf{A}_j^*$  と  $\mathbf{b}_j^*$  から構成される最適な変換が求めれば, 復元画像は次式により与えられる.

$$\mathbf{y}_i^* = \frac{\mathbf{C}_i}{\mathcal{W}_i}, \begin{cases} \mathbf{C}_i = \sum_j w_{i,j} \mathbf{A}_i^* \mathbf{g}_j + \mathbf{b}_i^* \\ \mathcal{W}_i = \sum_j w_{i,j} \end{cases}, \quad (4.2)$$

この処理を LCDP(Local Color Distribution Projection) と呼ぶ.

#### 4.2.2 アルファマップによる画像統合

アルファマップを生成するために, 次式により入力画像の照度を推定する.

$$r(u) = \frac{\tau}{t} \cdot \mathcal{F}(u), \quad (4.3)$$

$\tau$  と  $t$  は, それぞれ入力画像の ISO 感度の利得とシャッタースピードである.  $u$  は入力の画素値である. また,  $\mathcal{F}(\cdot)$  は逆カメラレスポンスカーブである.  $r(u)$  は推定された照度である. そして, 次式によりアルファマップ  $\mathcal{A}$  を計算する.

$$\mathcal{A}_i = \mathcal{M}(g_i, y_i) (r(g_i) - r(y_i)), \quad (4.4)$$

$\mathcal{M}(\cdot)$  は, フラッシュ画像, 高露光画像の画素値どちらか一方でも飽和していれば 0 を, それ以外では 1 を返すマスク関数である.  $\mathcal{A}$  の値は  $[0, 1]$  の範囲に正規化し

ている。更に、平滑化フィルタとガンマ補正を  $\mathcal{A}$  に対して行い、ノイズに対してロバストにしている。また、このアルファマップは、フラッシュ光が十分に届いている領域では、ノンフラッシュよりも照度の値が高くなるという仮定の下導出している。そして、このアルファマップを基に次式により画像を統合する。

$$g_i^* = \mathcal{A}_i \cdot \hat{g}_i - (1 - \mathcal{A}_i) \cdot \tilde{y}_i \quad (4.5)$$

$\hat{g}_i$  と  $\tilde{y}_i$  は、高露光画像とフラッシュ画像を基に LCDP フィルタリングにより復元した高露光画像、および、Bilateral Filter により平滑化された高露光画像である。ここで、スムージングに Bilateral Filter [3] を用いているのは、画像本来のエッジを保存しつつノイズを除去するためである。

### 4.3 実験および考察

本節では、提案手法のアルゴリズムの妥当性を評価するために、極端に暗い自然シーンの多重露光画像およびフラッシュ画像を複数用意し、それらを入力として従来のノイズ除去手法および多重露光画像統合手法との比較を行う。

#### 4.3.1 実験用画像の取得方法

多重露光画像、フラッシュ撮影した画像を複数シーン用意した。これらの多重露光画像は絞り値を固定し、露光時間のみを変化させデジタル一眼レフカメラ CANON EOS 20D を用いて撮影した。ただし、ISO 感度設定は 1600 で Ground truth 用に各露光 15 枚ずつ (各シーン、合計  $3 \times 15 = 45$  枚) 撮影した。また、フラッシュ画像は、ノイズが生じないように ISO 感度を 100 に設定しカメラ本体のストロボ発光により撮影している。実験で使用する多重露光画像と、フラッシュ画像を図 4.4, 4.5 にそれぞれ示す。

#### 4.3.2 補助画像を用いた高露光画像の復元結果

まず、アルファマップを用いた高露光画像の復元アルゴリズムの妥当性を示すために、図 4.6 に LCDP フィルタリングおよび提案手法により復元した高露光画像を示す。図 4.6 より、LCDP フィルタリングによる復元結果のコントラストの低下が確認できる。一方で、アルファマップによる画像統合では、画像のコントラストを維持できていることが確認できる。LCDP フィルタリングでは、フラッシュ画像において十分にフラッシュが届いていない領域が存在する場合、階調不足により結果画像のコントラストが低下する問題がある。一方で、提案手法では、アルファマップによる画像統合により入力高露光画像の Bilateral Filter による平滑化結果を優先し復元を行うことでこの問題を改善している。



scene1



scene2



scene3

図 4.4: 多重露光画像.

次に、高露光画像のノイズ除去性能を従来手法と比較する。ここでは、Petschniggら [6] の手法を従来手法としている。Petschniggら [6] の手法は、ノンフラッシュ画像のノイズ除去にフラッシュ画像を併用し、フラッシュ画像の鮮明なエッジとノンフラッシュ画像の鮮やかな色彩の合成を試みている。ノンフラッシュ画像を平滑化するには Bilateral Filter [3] を用い、エッジ保護に関する重みをフラッシュ画像をもとに生成することで、ノンフラッシュ画像では不鮮明となるエッジを平滑化から保護している。本実験で用いたアルファマップを図 4.7 に示す。また、図 4.8 に提案手法、従来手法により復元した高露光画像を示す。ここでは、入力多重露光画像の高露光画像をフラッシュ画像をもとに復元した結果を示している。ただし、ノイズ除去性能を確認しやすくするために、局所コントラストを強調する CLAHE [52] により細部強調を行っている。この手法は、局所領域のヒストグラムを均等化することで、画像の局所コントラストを高めている。図 4.8 より、非常に暗いシーンにおいて ISO 感度を 1600 に設定し取得した高露光画像の暗部はノイズにより劣化していることが確認できる。従来手法ではこれらのノイズを除去できているが、画像本来の詳細情報が過平滑化により復元できていない。一方、提案手法により復元し



図 4.5: フラッシュ画像: (左) scene1, (中央) scene2, (右) scene3.

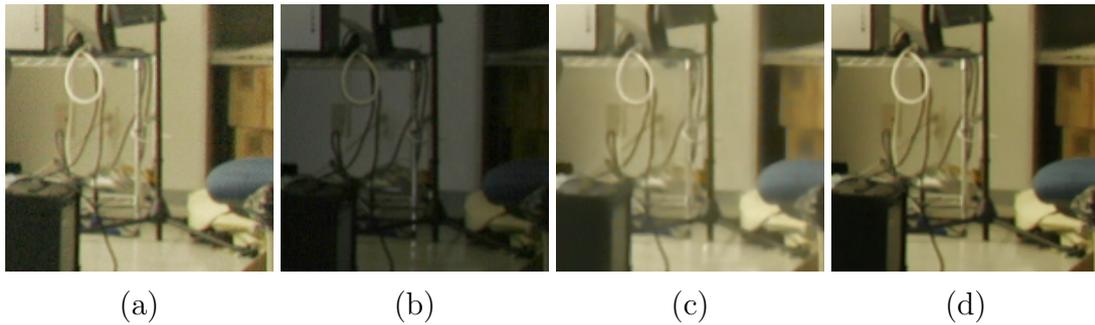


図 4.6: フラッシュ画像を用いた高露光画像の復元結果: (a) 入力高露光画像, (b) フラッシュ画像, (c) LCDP フィルタリング, (d) 提案手法.

た高露光画像は、ノイズの除去とともに画像の詳細を鮮明に復元できており、従来手法に比べ暗部の詳細が高精度に復元できている。

### 4.3.3 補助画像を用いた HDR 画像の生成結果

次に、復元した高露光画像を新たな高露光画像として用い、3章で述べたウェーブレット変換による多重解像度表現を用いた多重露光画像統合手法により HDR 画像を生成しその結果を示す。ここでは、式 (2.1) の従来統合手法、従来のノイズ除去手法である BM3D [65] と Bilateral Filter [3] との比較を示す。ただし、本実験では、図 4.4-scene1 を CLAHE [52] のトーンマッピング手法によりダイナミックレンジ圧縮した HDR 画像と、図 4.4-scene2 を Jinno ら [51] のトーンマッピングによりダイナミックレンジ圧縮した HDR 画像をそれぞれ示す。従来手法のパラメータはノイズ除去とエッジ保存、二つの基準において最も良い画質になるように設定している。ただし、Bilateral Filter [3] に関しては、本実験で用いる画像のノイズが暗部の詳細よりも強く、ノイズが十分に消えるほど除去を行うと画像のエッジがボケてしまったため、エッジがボケないようにパラメータを設定しノイズ除去を行っている。図 4.9 に各手法により得られた HDR 画像を示す。図 4.9 より、Bilateral Filter [3] ではどの画像でもエッジを保持しつつ十分にノイズ軽減が行えていないことが確認できる。もう一方の BM3D [65] では、ノイズは軽減できているが、暗部において画



図 4.7: アルファマップの生成例.

像の詳細復元が達成できていない。提案手法では、ノイズを軽減できており、また、暗部においても鮮明に画像の詳細を復元できている結果となった。図 4.9-(a) の王将の文字において、BM3D はシャープに文字が復元されているが、本来の文字とは輪郭が異なっている。この文字の復元精度に関しては、提案手法が最も良い結果となった。図 4.9-(c) では、BM3D [65] では、ノイズを除去することができているが、BM3D [65] 特有の幾何学模様のムラが見られ、画像の直線的なエッジが強調されているように見える。また、右上の壺の表面の細かいディテールが潰れている。対して、提案手法では、画像の詳細を復元できており、壺の表面のディテールも保たれている。

次に、提案手法の妥当性を定量的に評価するために、トーンマッピング後の画像に対して PSNR, SSIM [1], これら二つの定量評価方法による比較を行った。その結果を表 4.1, 4.2 に示す。ただし、ここでは 3 種類のトーンマッピング手法によりダイナミックレンジ圧縮を行った LDR 画像を用いて定量評価を行っている。3 種類のトーンマッピング手法はそれぞれ、Reinhard ら [5], Jinno ら [51], そして、MATLAB の `tonemap` 関数である。ここで、Jinno ら [51] のトーンマッピング手法は、ガウシアンピラミッドを用い画像中の微細な情報を強調するトーンマッピング手法となっているため、微細なコントラストが強調される。表 4.1, 4.2 より、ほぼすべての場合において提案手法が高い数値を示している。

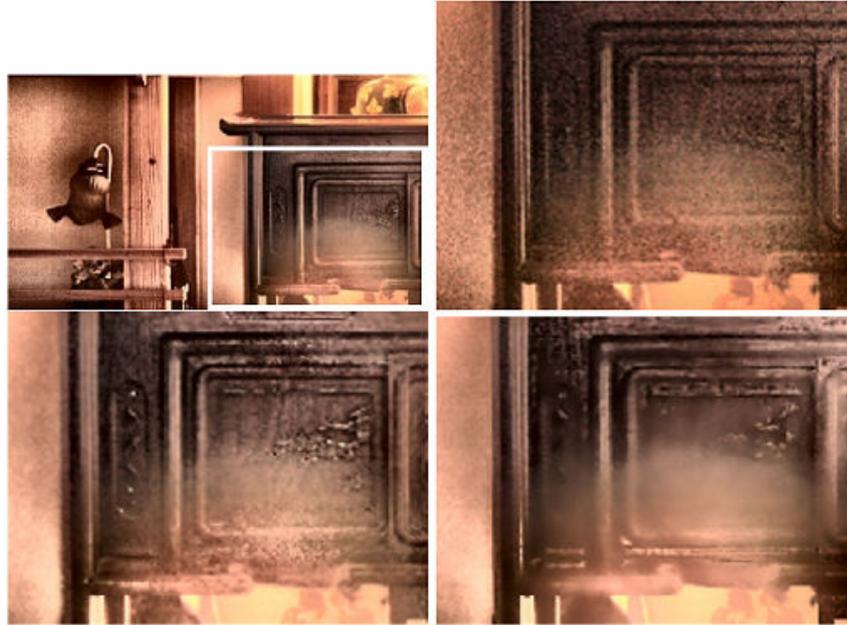


図 4.8: 高露光画像の復元結果: (上段左) Ground truth, (上段右) 入力高露光画像, (下段左) 提案手法, (下段右) 従来手法 [6].

#### 4.4 第4章のまとめ

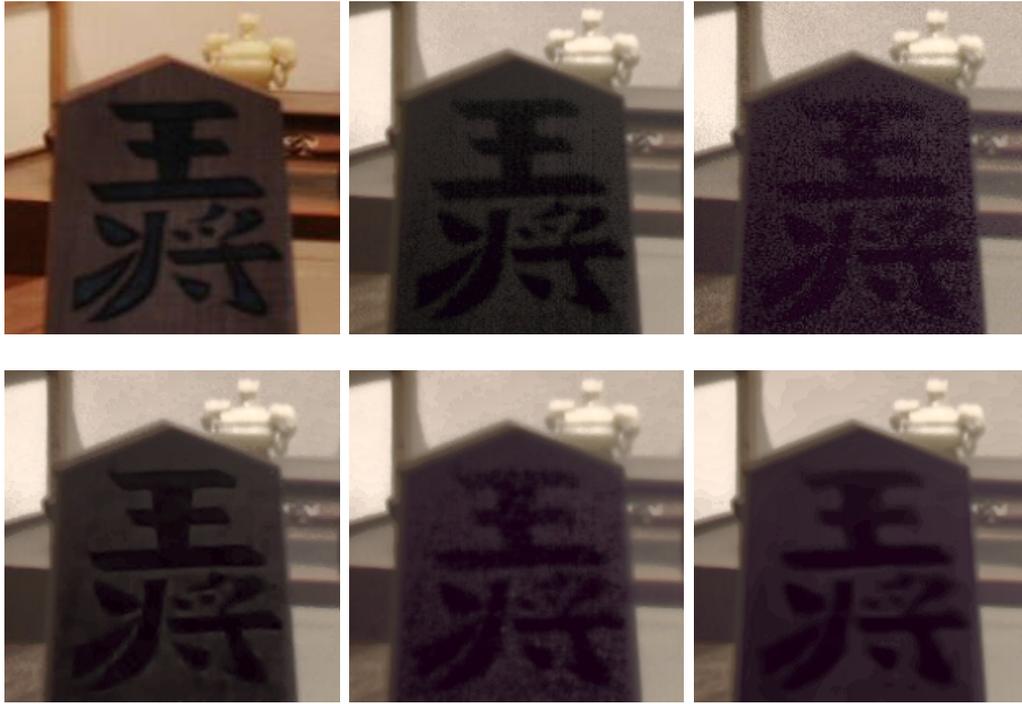
本章では, 補助画像を用いた多重露光画像統合手法を提案した. 実験では, どの従来手法よりも良好な結果を得ることができ, 従来のノイズ除去手法の中でも最も性能の高い BM3D [65] よりも暗部の良好な復元結果が得られた. また, 定量評価では PSNR, SSIM [1] とともに良好な結果が得られている. 特に, 表 4.1 より PSNR においてはどの従来手法よりも高い数値結果が得られている. 提案手法は, 非常に暗いシーンにおいても暗部の詳細を復元可能であり, 高いダイナミックレンジをもった HDR 画像を生成することができる.

表 4.1: トーンマッピング後の画像の PSNR 比較.

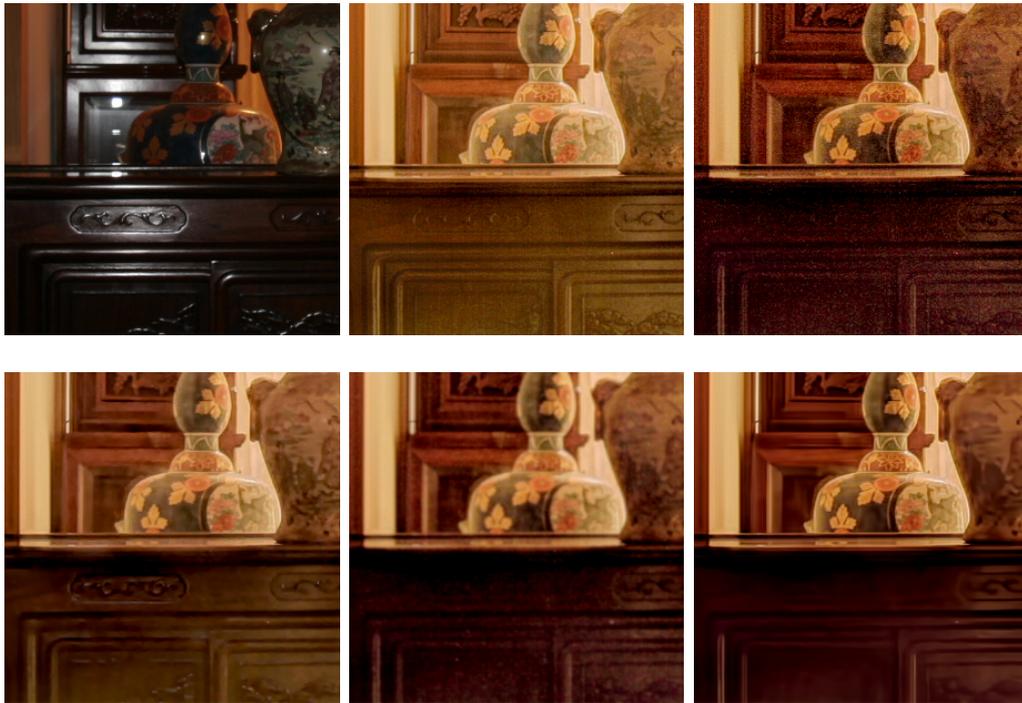
Tone-mapping		Reinhard [5]	Jinno [51]	MATLAB 関数
従来統合手法	scene1	28.31	21.24	22.30
	scene2	27.87	20.21	22.37
	scene3	30.17	19.56	23.38
提案手法	scene1	<b>30.14</b>	<b>24.34</b>	<b>27.97</b>
	scene2	<b>29.93</b>	<b>24.02</b>	<b>25.70</b>
	scene3	<b>32.15</b>	<b>22.62</b>	<b>23.60</b>
従来統合+Bilateral Filter	scene1	28.21	21.70	22.38
	scene2	27.34	19.94	22.01
	scene3	27.78	17.87	23.22
従来統合+BM3D	scene1	28.46	21.81	22.33
	scene2	27.96	20.80	22.08
	scene3	28.23	17.71	23.54

表 4.2: トーンマッピング後の画像の SSIM 比較.

Tone-mapping		Reinhard [5]	Jinno [51]	MATLAB 関数
従来統合手法	scene1	0.947	0.838	0.923
	scene2	0.950	0.803	0.909
	scene3	0.933	0.831	0.907
提案手法	scene1	<b>0.966</b>	<b>0.880</b>	<b>0.965</b>
	scene2	<b>0.962</b>	<b>0.837</b>	<b>0.931</b>
	scene3	<b>0.950</b>	<b>0.877</b>	0.904
従来統合+Bilateral Filter	scene1	0.944	0.837	0.925
	scene2	0.935	0.788	0.903
	scene3	0.917	0.781	0.899
従来統合+BM3D	scene1	0.950	0.844	0.928
	scene2	0.950	0.815	0.922
	scene3	0.924	0.795	<b>0.911</b>



(a)



(b)

図 4.9: HDR 画像生成結果: (上段左) フラッシュ画像, (上段中央) Ground truth, (上段右) 従来の統合手法, (下段左) 提案手法, (下段中央) Bilateral Filter, (下段右) BM3D.

## 第5章 画像復元のための重み最適化

本章では、多重画像統合による画像復元手法の新たな手法を提案する。暗いシーンを一般的な市販カメラを用いて撮影した際、画像の暗部はセンサーノイズにより劣化してしまう問題がある。単純な画像合成にはランダムノイズを低減する働きがあるが、高感度撮影により生じた強いセンサーノイズを十分に低減することができない。

そこで本章では、凸最適化に基づく画像統合のための重み最適化手法を提案する。提案手法では、提案する重み最適化問題を解き統合の際にノイズを抑圧する最適な重みマップを推定する。加えて、提案する重み最適化手法を単一画像の超解像へ応用する。まず、5.1節では、提案手法の概要について述べ、5.2節では、多重露光画像統合の行列表現について述べ、5.3節では提案手法で用いるTV正則化について述べる。そして、5.4節では、多重露光画像統合のための重み最適化問題の定式化と解法アルゴリズムについて詳細を述べる。さらに、5.5節では、提案する重み最適化の応用例として超解像問題への適用について述べ、5.6節では、提案する重み最適化手法をホワイトガウシアンノイズを付加した多重露光画像、センサーノイズにより劣化した多重露光画像それぞれに適用し従来手法と比較することで提案するアルゴリズムの妥当性を示す。加えて、重み最適化の応用として画像の超解像実験を行い、提案手法の有効性を示す。最後に5.7節で本章を簡潔にまとめる。

### 5.1 提案手法の概要

提案手法の目的は、ノイズにより劣化した多重露光画像を入力とし、これらを適切に統合することで鮮明なHDR画像を生成することである。つまり、ノイズのないHDR画像 $\mathbf{h}$ とノイズを抑圧する統合の重み $\mathbf{w}_k(k = 1, 2, \dots, K)$ を与えられた画像群 $\mathbf{u}_k(k = 1, 2, \dots, K)$ から求めることを考える。しかし、2変数の最適値を同時に求めることは、本質的に不良設定問題である。そのため、未知の変数を交互に推定する反復アルゴリズムを提案する。まず、従来の重み関数 [4] より求めた重みを推定の初期値とし、式 (5.3) より画像 $\mathbf{h}$ を求める。そして、得られた $\mathbf{h}$ をもとに式 (5.4) より重みの最適化を行う。最終的に、最適化により得られた重みをもとに式 (5.3) を再度解くことでノイズの除去されたHDR画像 $\mathbf{h}$ が得られる。

## 5.2 多重露光画像の統合

まず, 入力画像を  $N \times 1$  のベクトルに再構成した  $\mathbf{u}_k$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) と定義する. ここで,  $K$  は画像の枚数である. 多重画像の統合は  $K$  枚の重み付けされた画像の線形結合によって次式でモデル化される  $\mathbf{U}_k \mathbf{w}_k$ , ( $k = 1, 2, \dots, K$ ):

$$\mathbf{h} = \sum_{k=1}^K \mathbf{U}_k \mathbf{w}_k \quad (5.1)$$

ここで,  $\mathbf{U}_k$  および  $\mathbf{w}_k (\in \mathbb{R}^N)$  は,  $k$  枚目の入力画像を対角成分にもつ  $N \times N$  ( $N$ : 画素の総数) の対角行列  $\mathbf{U}_k = \text{diag}\{\mathbf{u}_k\}$  とその重みマップのベクトルである. ただし, 画像のエネルギーを保存するために, 重みマップは次式で正規化を行う必要がある.

$$\sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k = \mathbf{1}, \quad (5.2)$$

ここで,  $\mathbf{1}$  は要素がすべて 1 のベクトルである.

多重露光画像統合の問題において, 入力画像は式 (3.3) より照度に変換した画像を入力画像とする.

## 5.3 Total Variation 正則化

提案手法では, 従来の TV 正則化 (Total Variation 正則化) [106] によるノイズ除去手法をノイズのない HDR 画像  $\mathbf{h}$  を求めるために用いる. 与えられた  $K$  枚の入力画像および推定した重みマップより TV 正則化を用いた最小化問題は次式で定義される.

$$\min_{\mathbf{h}} \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{U}_k \mathbf{w}_k - \mathbf{h} \right\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{h}\|_{TV} \quad (5.3)$$

ここで,  $\lambda$  はコスト関数の重みパラメータであり,  $\|\cdot\|_{TV}$  は画像勾配の全変動に関する正則化項である. この最小化問題は凸最適化アルゴリズムを用いて解くことができる. 最適化の手順では, 線形方程式とソフト閾値操作, これら 2 つのステップを反復的に解く. FFT (Fast Fourier Transform) による対角化とソフト閾値操作により高速に最適解が求まる.

## 5.4 提案手法

### 5.4.1 重み最適化問題

画像統合においてノイズを軽減する最適な重み  $\mathbf{w}_k (k = 1, 2, \dots, K)$  を求めるために次式の凸最適化問題を提案する.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}} \quad & \|\bar{\mathbf{p}}_w - \mathbf{h}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{D}\bar{\mathbf{p}}_w\|_1 \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k = \mathbf{1}, \mathbf{w}_k \in C_{0,1} \quad (k = 1, 2, \dots, K) \end{aligned} \quad (5.4)$$

ここで,  $\bar{\mathbf{p}}_w = \sum_{k=1}^K \mathbf{U}_k \mathbf{w}_k$ ,  $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_h^\top \ \mathbf{D}_v^\top]^\top \in \mathbb{R}^{2N \times N}$  は水平方向一階微分畳み込み行列  $\mathbf{D}_h \in \mathbb{R}^{N \times N}$ , 垂直方向一階微分畳み込み行列  $\mathbf{D}_v \in \mathbb{R}^{N \times N}$  を垂直に連結した行列である.  $\alpha$  はコスト関数の重みパラメータである. そして, 集合  $C_{0,1}$  は次式で定義される.

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

重みの制約  $\sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k = \mathbf{1}$  より,  $\bar{\mathbf{p}}$  は次のように展開できる.

$$\bar{\mathbf{p}}_w = \sum_{k=1}^K \mathbf{U}_k \mathbf{w}_k = \sum_{k=1}^{K-1} (\mathbf{U}_k - \mathbf{U}_K) \mathbf{w}_k + \mathbf{u}_K \quad (5.5)$$

ここで, 行列  $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{N \times N(K-1)}$  と  $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{(K-1)N}$  をそれぞれ以下のように定義している.

$$\begin{aligned} \mathbf{P} &= [(\mathbf{U}_1 - \mathbf{U}_K) \quad (\mathbf{U}_2 - \mathbf{U}_K) \quad \cdots \quad (\mathbf{U}_{K-1} - \mathbf{U}_K)] \\ \mathbf{w} &= [\mathbf{w}_1^\top \ \mathbf{w}_2^\top \quad \cdots \quad \mathbf{w}_{K-1}^\top]^\top, \end{aligned}$$

指示関数を導入し式 (5.4) を見かけ上制約なしの問題として次式のように再定義する.

$$\min_{\mathbf{w}} \quad \|\mathbf{P}\mathbf{w} + \mathbf{u}_K - \mathbf{h}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{D}(\mathbf{P}\mathbf{w} + \mathbf{u}_K)\|_1 + \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{Q}\mathbf{w}) + \sum_{k=1}^{K-1} \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{w}_k) \quad (5.6)$$

ここで, 指示関数  $\iota_{C_{0,1}}$  は次式で定義される.

$$\iota_{C_{0,1}}(\mathbf{v}) = \begin{cases} 0, & \text{if } \mathbf{v} \in C_{0,1} \\ +\infty, & \text{if } \mathbf{v} \notin C_{0,1} \end{cases} \quad (5.7)$$

そして,  $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{N \times N(K-1)}$  は,  $\{N \times N(K-1)\}$  の行列であり,  $K-1$  個の単位行列  $\mathbf{I}_N \in \mathbb{R}^{N \times N}$  により構成される.

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

式 (5.6) の 1 項目は基準となる HDR 画像  $\mathbf{h}$  と入力多重画像の重み付け統合結果との誤差に関するペナルティ項であり, 2 項目は重み付け統合結果の滑らかさに関する正則化項である. また, 3 項目は重みの取りうる値の範囲を  $[0, 1]$  に収めるための項であり, 4 項目は  $\mathbf{w}_K = 1 - \sum_{k=1}^{K-1} \mathbf{w}_k$  をとることによって解が  $\sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k = \mathbf{1}$  を満たすことを保証するための項である.

式 (5.6) のコスト関数は凸関数であるが, 2,3,4 項目が未知変数  $\mathbf{w}$  について微分不可能なため最急降下法やニュートン法などを適用しコストを最小にする最適な  $\mathbf{w}$  を求めることが困難である. そこで, 凸最適化問題の最適解を効率的に計算可能であることが知られている, ADMM アルゴリズム, および, PDS アルゴリズム [122] への適用を試みる.

### 5.4.2 ADMM アルゴリズムを用いた解法

本節では, 提案する式 (5.6) の重み最適化問題の最適解を ADMM アルゴリズムを適用し求める方法について説明する.

補助変数  $\mathbf{z}_i (i = 1, 2, \dots, K+1)$  を導入し, ADMM アルゴリズム [120] に適用可能な形に式 (5.6) を式変形し次式を得る.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, \mathbf{z}_i (i=1,2,\dots,K+1)} \quad & \|\mathbf{P}\mathbf{w} + \mathbf{u}_K - \mathbf{h}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{z}_1 + \mathbf{D}\mathbf{u}_K\|_1 + \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{z}_2) + \sum_{k=1}^{K-1} \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{z}_{k+2}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{z}_1 = \mathbf{D}\mathbf{P}\mathbf{w}, \mathbf{z}_2 = \mathbf{Q}\mathbf{w}, \mathbf{z}_{k+2} = \mathbf{w}_i (k = 1, 2, \dots, K-1), \end{aligned} \quad (5.8)$$

この最小化問題の各項は,  $\mathbf{x} = \mathbf{w} \in \mathbb{R}^{(K-1)N}$ ,  $\mathbf{z} = [\mathbf{z}_1^\top, \dots, \mathbf{z}_{K+1}^\top]^\top \in \mathbb{R}^{K+1}$  ( $\mathbf{z}_1 \in \mathbb{R}^{2N}$ ,  $\mathbf{z}_{k+1} \in \mathbb{R}^N (k = 1, 2, \dots, K-1)$ ) と定義すると, 式 (2.11) の各関数にそれぞれ以下のように割り当てられる.

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \|\mathbf{P}\mathbf{w} + \mathbf{u}_K - \mathbf{h}\|_2^2, \\ g(\mathbf{z}) &= \alpha \|\mathbf{z}_1 + \mathbf{D}\mathbf{u}_K\|_1 + \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{z}_2) + \sum_{k=1}^{K-1} \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{z}_{k+2}) \\ \mathbf{L} &= \begin{bmatrix} & \mathbf{D}\mathbf{P} & & & \\ & \mathbf{Q} & & & \\ \hline \mathbf{I}_N & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \\ \mathbf{O} & \mathbf{I}_N & \cdots & \mathbf{O} & \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{I}_N & \end{bmatrix} \quad (\in \mathbb{R}^{((K+2)N \times (K-1)N)}, \end{aligned}$$

よって, ADMM アルゴリズムに適用可能となる. 式 (5.8) の最適解を求めるための処理手順をアルゴリズム 1 に示す.

---

**Algorithm 1** Algorithm for solving (5.8)
 

---

- 1: 多重露光画像  $\mathbf{u}_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) を入力とし, 従来の多重露光画像統合手法より基準 HDR 画像  $\mathbf{h}$  を取得する.
  - 2:  $l = 0$  と設定し, コスト関数の重み  $\alpha$ , そして, ペナルティ項の重み  $\gamma_i$  ( $i = 1, \dots, K + 1$ ) を設定する.
  - 3: 各変数と双対変数の初期値を設定  $\mathbf{w}^{(0)}, \mathbf{z}_j^{(0)}, \mathbf{b}_j^{(0)}$  ( $j = 1, \dots, K + 1$ ).
  - 4: **while** 収束条件を満たすまで **do**
  - 5:  $\mathbf{w}^{(l+1)} = \arg \min_{\mathbf{w}} \|\mathbf{P}\mathbf{w} + \mathbf{u}_K - \mathbf{h}\|_2^2 + \frac{1}{2\gamma_1} \|\mathbf{z}_1^{(l)} - \mathbf{D}\mathbf{P}\mathbf{w} - \mathbf{b}_1^{(l)}\|_2^2 + \frac{1}{2\gamma_2} \|\mathbf{z}_2^{(l)} - \mathbf{Q}\mathbf{w} - \mathbf{b}_2^{(l)}\|_2^2 + \sum_{k=1}^{K-1} \frac{1}{2\gamma_{k+2}} \|\mathbf{z}_{k+2}^{(l)} - \mathbf{w}_k - \mathbf{b}_{k+2}^{(l)}\|_2^2$
  - 6:  $\mathbf{z}_1^{(l+1)} = \arg \min_{\mathbf{z}_1} \alpha \|\mathbf{z}_1 + \mathbf{D}\mathbf{u}_K\|_1 + \frac{1}{2\gamma_1} \|\mathbf{z}_1 - \mathbf{D}\mathbf{P}\mathbf{w}^{(l+1)} - \mathbf{b}_1^{(l)}\|_2^2$
  - 7:  $\mathbf{z}_2^{(l+1)} = \arg \min_{\mathbf{z}_2} \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{z}_2) + \frac{1}{2\gamma_2} \|\mathbf{z}_2 - \mathbf{Q}\mathbf{w}^{(l+1)} - \mathbf{b}_2^{(l)}\|_2^2$
  - 8:     **for**  $k = 1 : K - 1$
  - 9:          $\mathbf{z}_{k+2}^{(l+1)} = \arg \min_{\mathbf{z}_{k+2}} \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{z}_{k+2}) + \frac{1}{2\gamma_3} \|\mathbf{z}_{k+2} - \mathbf{w}_k^{(l+1)} - \mathbf{b}_{k+2}^{(l)}\|_2^2$
  - 10:     **end**
  - 11:      $\mathbf{b}_1^{(l+1)} = \mathbf{b}_1^{(l)} + (\mathbf{D}\mathbf{z}_1^{(l+1)} - \mathbf{z}_1^{(l+1)})$
  - 12:      $\mathbf{b}_2^{(l+1)} = \mathbf{b}_2^{(l)} + (\mathbf{Q}\mathbf{w}^{(l+1)} - \mathbf{z}_2^{(l+1)})$
  - 13:     **for**  $k = 1 : K - 1$
  - 14:          $\mathbf{b}_{k+2}^{(l+1)} = \mathbf{b}_{k+2}^{(l)} + (\mathbf{w}_k^{(l+1)} - \mathbf{z}_{k+2}^{(l+1)})$
  - 15:     **end**
  - 16:      $l = l + 1$
  - 17: **end while**
- 

アルゴリズム 1 の 5 行目の未知変数  $\mathbf{w}$  に関するサブ問題は単純な二次形式であるため, 次式を解くことで解が得られる. (以降では, 上付き文字 ( $l$ ) は簡略化のために省略している.)

$$\left( \mathbf{P}^\top \mathbf{P} + \frac{1}{\gamma_1} \mathbf{P}^\top \mathbf{D}^\top \mathbf{D} \mathbf{P} + \frac{1}{\gamma_2} \mathbf{Q}^\top \mathbf{Q} + \sum_{k=1}^{K-1} \frac{1}{\gamma_{k+2}} \mathbf{I}_N \right) \mathbf{w} = \mathbf{P}^\top (\mathbf{h} - \mathbf{u}_K) + \frac{1}{\gamma_1} \mathbf{P}^\top \mathbf{D}^\top (\mathbf{z}_1 - \mathbf{b}_1) + \frac{1}{\gamma_2} \mathbf{Q}^\top (\mathbf{z}_2 - \mathbf{b}_2) + \sum_{k=1}^{K-1} \frac{1}{\gamma_{k+2}} (\mathbf{z}_{k+2} - \mathbf{b}_{k+2}) \quad (5.9)$$

式 (5.9) は, 正規方程式  $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$  であるため未知変数  $\mathbf{x}$  の解は逆行列計算により得られる. ここでは, 共役勾配法 [129, 130] を用いて  $\mathbf{w}$  の解を求めている.

アルゴリズム 1 の 6 行目の未知変数  $\mathbf{z}_1$  に関するサブ問題は,  $l_1$  ノルムの近接写像により効率的に求めることができる. ここで, 式 (2.10) より  $l_1$  ノルムの近接写像

は、次式のように単純なソフト閾値操作となり、 $\mathbf{z}_1$  の解は要素ごと ( $i = 1, \dots, 2N$ ) に得られる。

$$z_{1,i}^* = [\text{prox}_{\alpha \cdot \gamma_1 \|\cdot\| - \mathbf{d}_2 \| \cdot \|_1}(\mathbf{d}_1)]_i = \begin{cases} d_{1,i} - \alpha \cdot \gamma_1, & \text{if } d_{1,i} - \alpha \cdot \gamma_1 > -d_{2,i} \\ d_{1,i} + \alpha \cdot \gamma_1, & \text{if } d_{1,i} + \alpha \cdot \gamma_1 < -d_{2,i} \\ -d_{2,i}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.10)$$

ここで、 $d_{1,i}$ ,  $d_{2,i}$  はそれぞれ  $\mathbf{DP}\mathbf{w} + \mathbf{b}_1$  と  $\mathbf{D}\mathbf{u}_K$  の  $i$  番目の要素である。

アルゴリズム 1 の 7 行目の未知変数  $\mathbf{z}_2$ , 9 行目の未知変数  $\mathbf{z}_{k+2}$  ( $k = 1, \dots, K-1$ ) に関するサブ問題の解は距離射影  $P_{C_{0,1}}$  により求めることができる。ここでは、 $\mathbf{z}_2$  に関するサブ問題の解法のみを示す。式 (2.7) より  $\mathbf{z}_2$  の最適解は次式のクリッピング操作により要素ごと ( $i = 1, \dots, N$ ) に求まる。

$$\mathbf{z}_{2,i}^* = [P_{C_{0,1}}(\mathbf{d}_3)]_i = \begin{cases} 0, & \text{if } d_{3,i} < 0 \\ d_{3,i}, & \text{if } 0 \leq d_{3,i} \leq 1 \\ 1, & \text{if } d_{3,i} > 1 \end{cases} \quad (5.11)$$

ここで、 $d_{3,i}$  は、 $\mathbf{Q}\mathbf{w} + \mathbf{b}_2$  の  $i$  番目の要素である。

この最適化アルゴリズムを、解が収束するまで反復的に解くことで統合に最適な重み  $\mathbf{w}$  が求まる。

### 5.4.3 PDS アルゴリズムを用いた解法

前項では、提案する重み最適化問題式 (5.6) の最適解を ADMM アルゴリズムを適用することで導出する方法を述べた。この方法では逆行列計算が必須であり、共役勾配法などの反復アルゴリズムを用いる必要があり、入力画像のサイズが大きくなるにつれて計算量の増大、収束の不安定化などの問題がある。本項では逆行列演算が不要な PDS アルゴリズムに基づく解法について説明する。

式 (5.6) の各項は、 $\mathbf{x} = \mathbf{w} \in \mathbb{R}^{(K-1)N}$ ,  $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1^\top, \dots, \mathbf{y}_{K+1}^\top]^\top \in \mathbb{R}^{K+1}$  ( $\mathbf{y}_1 \in \mathbb{R}^{2N}$ ,  $\mathbf{y}_{k+1} \in \mathbb{R}^N$  ( $k = 1, 2, \dots, K-1$ )) と定義すると、式 (2.12) の各関数にそれぞれ以下のように

---

**Algorithm 2** Algorithm for solving (5.6)
 

---

- 1: 多重露光画像  $\mathbf{u}_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) を入力とし, 従来の多重露光画像統合手法より基準 HDR 画像  $\mathbf{h}$  を取得する.
  - 2:  $l = 0$  と設定し, コスト関数の重み  $\alpha$ , そして, パラメーター  $\gamma_i$  ( $i = 1, 2$ ) を設定する.
  - 3: 各変数と双対変数の初期値を設定  $\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{w}$  ( $\mathbf{w}$  は従来の重み算出手法より入力画像から算出した重み),  $\mathbf{y}^{(0)} = \mathbf{L}\mathbf{x}$ .
  - 4: **while** 収束条件を満たすまで **do**
  - 5:    $\mathbf{x}^{(l+1)} = \text{prox}_{\gamma_1 g}(\mathbf{x}^{(l)} - \gamma_1 (\nabla f(\mathbf{x}^{(l)}) + \gamma_1 \mathbf{L}^* \mathbf{y}^{(l)}))$
  - 6:    $\mathbf{y}^{(l+1)} = \text{prox}_{\gamma_2 h^*}(\mathbf{y}^{(l)} - \gamma_2 \mathbf{L}(2\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{x}^{(l)}))$
  - 7:    $l = l + 1$
  - 8: **end while**
- 

に割り当てられる.

$$f(\mathbf{x}) = \|\mathbf{P}\mathbf{x} + \mathbf{u}_K - \mathbf{h}\|_2^2,$$

$$g(\mathbf{x}) = 0,$$

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} & & \mathbf{DP} & & \\ & & \text{---} & & \\ & & \mathbf{Q} & & \\ & & \text{---} & & \\ \mathbf{I}_N & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \\ \mathbf{O} & \mathbf{I}_N & \cdots & \mathbf{O} & \\ \vdots & & \ddots & \vdots & \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{I}_N & \end{bmatrix} \quad (\in \mathbb{R}^{((K+2)N \times (K-1)N)},$$

$$h(\mathbf{y}) = \alpha \|\mathbf{y}_1 + \mathbf{D}\mathbf{u}_K\|_1 + \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{y}_2) + \sum_{k=1}^{K-1} \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{y}_{k+2}),$$

where  $\mathbf{y}_1 = \mathbf{D}\mathbf{P}\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{2N}$ ,  $\mathbf{y}_2 = \mathbf{Q}\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$ ,  $\mathbf{y}_{k+2} = \mathbf{x}_k$  ( $k = 1, \dots, K-1$ ,  $\in \mathbb{R}^N$ )

$$\text{and } \mathbf{y} = [\mathbf{y}_1^\top, \mathbf{y}_2^\top, \dots, \mathbf{y}_{K+1}^\top] = \mathbf{L}\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{(K+2)N} \quad (5.12)$$

よって, PDS アルゴリズムに適用可能となる. 式 (5.6) の最適解を求めるための処理手順をアルゴリズム 2 に示す. アルゴリズム 2 の 5 行目の未知変数  $\mathbf{x}$  に関する近接写像は次式より与えられる.

$$\text{prox}_{\gamma_1 g}(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^{(l)} - \gamma_1 (\nabla f(\mathbf{x}^{(l)}) + \gamma_1 \mathbf{L}^* \mathbf{y}^{(l)}) \quad (5.13)$$

また, 6 行目の双対変数  $\mathbf{y}$  に関する近接写像は, 式 (2.9) より次式で与えられる.

$$\begin{aligned} & \text{prox}_{\gamma_2 h^*}(\mathbf{y}^{(l)} - \gamma_2 \mathbf{L}(2\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{x}^{(l)})) = \\ & \mathbf{y}^{(l)} - \gamma_2 \mathbf{L}(2\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{x}^{(l)}) - \gamma_2 \text{prox}_{h/\gamma_2} \left( \frac{\mathbf{y}^{(l)} - \gamma_2 \mathbf{L}(2\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{x}^{(l)})}{\gamma_2} \right) \end{aligned} \quad (5.14)$$

ここで、右辺の  $\text{prox}_{h/\gamma_2} \left( \frac{\mathbf{y}^{(l)} - \gamma_2 \mathbf{L} (2\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{x}^{(l)})}{\gamma_2} \right)$  は次式で与えられる。

$$\begin{aligned} & \text{prox}_{h/\gamma_2} \left( \frac{\mathbf{y}^{(l)} - \gamma_2 \mathbf{L} (2\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{x}^{(l)})}{\gamma_2} \right) = \\ & \left[ \text{prox}_{\alpha \|\cdot\| + \mathbf{D}\mathbf{u}_K \|\cdot\|_1 / \gamma} \left( \frac{\mathbf{y}_1^{(l)} - \gamma_2 \mathbf{D}\mathbf{P} (2\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{x}^{(l)})}{\gamma_2} \right)^\top, \right. \\ & \left. P_{C_{0,1}} \left( \frac{\mathbf{y}_2^{(l)} - \gamma_2 \mathbf{Q} (2\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{x}^{(l)})}{\gamma_2} \right)^\top, \dots, P_{C_{0,1}} \left( \frac{\mathbf{y}_{K+1}^{(l)} - \gamma_2 (2\mathbf{x}^{(l+1)} - \mathbf{x}^{(l)})}{\gamma_2} \right)^\top \right]^\top \end{aligned} \quad (5.15)$$

ここで、 $\text{prox}_{\alpha \|\cdot\| + \mathbf{D}\mathbf{u}_K \|\cdot\|_1 / \gamma}(\cdot)$  は式 (5.10) と同様のソフト閾値操作であり、 $P_{C_{0,1}}(\cdot)$  は式 (5.11) と同様のクリッピング操作である。つまり、この最適化アルゴリズムは要素演算であるソフト閾値操作およびクリッピング操作を交互に繰り返し最適解を求めるため、逆行列計算などの計算コストの高い演算を行わない効率的なアルゴリズムである。解が収束するまで反復的に解くことで統合に最適な重み  $\mathbf{w}$  が求まる。

## 5.5 重み最適化の超解像への応用

本節では、提案した重み最適化手法を画像の超解像手法へ応用する。提案する超解像手法は Turkan らの手法 [131] に基づく。まず、Turkan らの手法 [131] の概要を簡潔に述べ、その後、提案する超解像手法の詳細について述べる。

### 5.5.1 従来の超解像手法

Turkan らの超解像アルゴリズムを以下に示す：

1. 入力の低解像度画像  $\mathbf{l}$  の各パッチ  $\mathbf{l}_i$  について：
  - (a) スケーリング因子  $s_t$  で入力画像  $\mathbf{l}$  から得られたダウンスケール画像群  $\mathcal{N}_{s_t}$  から  $i$  番目のパッチ  $\mathbf{l}_i$  の  $K$  近傍パッチ  $\{\mathbf{v}_{i,k}^l\}_{k=1}^K$  を探索する。
  - (b)  $K$  近傍パッチ  $\{\mathbf{v}_{i,k}^l\}_{k=1}^K$  の線形結合により  $\mathbf{l}_i$  との再構成誤差を最小にする最適な重み係数を算出する。
  - (c) 低解像度の  $K$  近傍パッチ  $\{\mathbf{v}_{i,k}^l\}_{k=1}^K$  に対応する高解像度の  $K$  近傍パッチ  $\{\mathbf{v}_{i,k}^h\}_{k=1}^K$  と前のステップで導出した最適な重みを基に超解像パッチ  $\mathbf{h}_i$  を得る (図.5.1 を参照)。

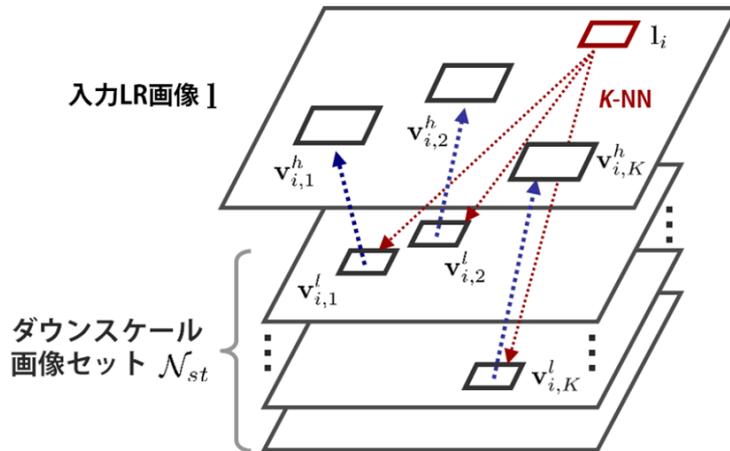


図 5.1: ダウンスケール画像から  $K$ -NN パッチの探索.

(d) 推定された超解像パッチ  $\mathbf{h}_i$  が所望のスケールに達していない場合,  $\mathbf{l}_i = \mathbf{h}_i$  としステップ 1a に戻る.

2. 各超解像パッチを計算後, 得られた高解像パッチの単純な重み付き平均を計算し高解像画像  $\mathbf{h}$  を得る. さらに, 入力低解像画像  $\mathbf{l}$  と高解像画像  $\mathbf{h}$  間のグローバルな一貫性を保持するために反復誤差逆伝播法 (IBP) [132] を適用する.

低解像パッチ  $\mathbf{l}_i$  のサイズを各次元において  $p$  画素単位で徐々に拡大し上記の処理を繰り返すことで超解像は達成される. このアプローチは, 小さいスケール因子における画像ペアにおいて局所領域の構造は保持されるという Freeman らの仮定 [133] に基づく. 従来手法 [131] では, ステップ 1b で各  $K$ -NN パッチに対しスカラーの重みを計算している. 低い自由度であるため, 結果画像にはしばしば過平滑効果や予期しないアーティファクトが生じてしまい, 特に, ターゲットパッチが複雑なテクスチャをもつ場合に顕著に現れる. したがって, これらの問題を改善する新たな重み最適化手法を提案する.

図 5.2 に提案する超解像アルゴリズムの概要を示す. 提案手法では, パッチの平均エネルギーを取り除いた差分情報に対し超解像処理を行う.

### 5.5.2 $K$ -NN パッチ探索

従来手法では [131], ダウンスケール因子  $s_t$  で得られるダウンスケール画像セット  $\mathcal{N}_{s_t}$  は入力低解像画像  $\mathbf{l}$  から画素シフトとダウンスケールに基づき  $K$ -NN パッチを探索するために導入されている. ステップ 1 で, 入力低解像パッチのサイズを  $m \times m$ , 反復回数を  $t$  とする (初期値を  $t = 1$  とする). ダウンスケール因子は

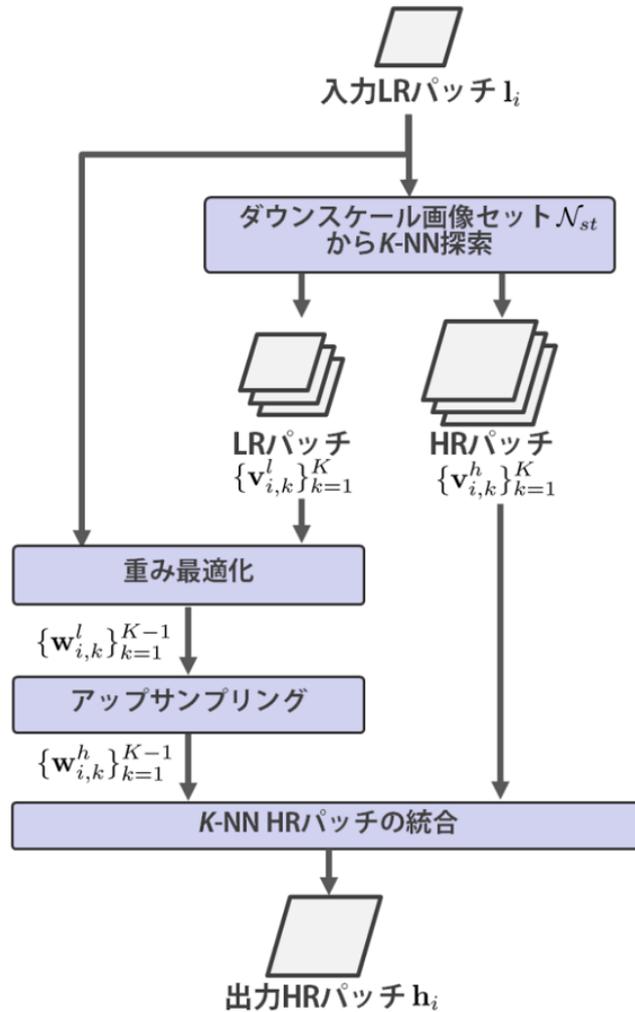


図 5.2: 提案する超解像手法の処理フロー.

$s_t = (m + (t-1)p) / (m + tp)$  より算出される. つまり, 反復回数  $t$  の増加に伴い  $p$  画素単位でスケールを拡張している. このアプローチは非常に非効率的で冗長である. そこで, 提案手法では5つの異なるブローカーネル (0度から135度の区間で45度単位の4方向のモーションブロー, およびガウシアンブロー) と入力画像  $l$  のダウンスケールを基に  $\mathcal{N}_{s_t}$  を算出し  $K$ -NN パッチの探索を行う. ただし, フィルタサイズをターゲット低解像パッチと同じサイズに設定している. 以後, 低解像と高解像の  $K$ -NN パッチペアを  $\{v_{i,k}^l, v_{i,k}^h\}_{k=1}^K$  で表す.

### 5.5.3 超解像のための重み最適化

本節では, 局所線形埋め込み (LLE: Local Linear Embedding) [134] に基づく  $K$ -NN パッチの重み付き線形結合を用いて入力低解像パッチの近似誤差を最小にする

最適な重み推定手法について述べる. 超解像を実現するための最適な重みを推定するために次式の最小化問題を提案する:

$$\begin{aligned} \min_{\widehat{\mathbf{w}}_i^l} \quad & \|\bar{\mathbf{p}}_i^l - \mathbf{l}_i\|_2^2 + \alpha \|\widehat{\mathbf{D}}\widehat{\mathbf{w}}_i^l\|_1 \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_{i,k}^l = \mathbf{1}, \quad \mathbf{w}_{i,k}^l \in C_{0,1} \quad (k = 1, 2, \dots, K), \end{aligned} \quad (5.16)$$

ここで,  $\mathbf{l}_i \in \mathbb{R}^M$  は入力低解像画像  $\mathbf{l}$  の  $i$  番目の画素を中心とした画素数  $M$  の低解像パッチであり,  $\widehat{\mathbf{w}}_i^l = [\mathbf{w}_{i,1}^{l\top} \ \mathbf{w}_{i,2}^{l\top} \ \dots \ \mathbf{w}_{i,K}^{l\top}]^\top \in \mathbb{R}^{MK}$  は  $K$ -NN パッチ  $\mathbf{V}_{i,k}^l = \text{diag}\{\mathbf{v}_{i,k}^l\} \in \mathbb{R}^{M \times M}$  の重み  $\mathbf{w}_{i,k}^l \in \mathbb{R}^M$  により構成される連結ベクトルである.  $K$ -NN パッチの線形結合を  $\bar{\mathbf{p}}_i^l = \sum_{k=1}^K \mathbf{V}_{i,k}^l \mathbf{w}_{i,k}^l$  と定義している. また,  $\widehat{\mathbf{D}} = \text{diag}\{\mathbf{D}', \mathbf{D}', \dots, \mathbf{D}'\} \in \mathbb{R}^{2MK \times MK}$  は水平・垂直方向一階微分行列を  $K$  個水平方向に連結した差分演算行列である. また,  $C_{0,1}$  は以下で定義される凸集合である.

$$C_{0,1} = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^M \mid x_n \in [0, 1] \quad (n = 1, 2, \dots, M)\}.$$

前節の統合においてノイズ除去を実現する最適な重みの推定問題では, 統合後の画像の滑らかさに対する正則化を導入していた. 超解像の目的は,  $K$ -NN パッチの統合により鮮鋭なエッジを復元することである. この目的を達成するために式 (5.16) では, 統合後の画像の滑らかさではなく重みマップの滑らかさに対する正則化項を導入している. この項は, 空間的な滑らかさをもつ重みマップを得る働きをもち, これにより局所領域の一貫性が保持される. 前章と同様,  $\bar{\mathbf{p}}_i^l$  は次のように書き換えられる.

$$\bar{\mathbf{p}}_i^l = \sum_{k=1}^K \mathbf{V}_{i,k}^l \mathbf{w}_{i,k}^l = \sum_{k=1}^{K-1} (\mathbf{V}_{i,k}^l - \mathbf{V}_{i,K}^l) \mathbf{w}_{i,k}^l + \mathbf{v}_{i,K}^l = \mathbf{P}_i^l \mathbf{w}_i^l + \mathbf{v}_{i,K}^l, \quad (5.17)$$

ここで,  $\mathbf{P}_i^l \in \mathbb{R}^{M \times M(K-1)}$  と  $\mathbf{w}_i^l \in \mathbb{R}^{M(K-1)}$  はそれぞれ次のように定義されている.

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i^l &= [(\mathbf{V}_{i,1}^l - \mathbf{V}_{i,K}^l) \quad (\mathbf{V}_{i,2}^l - \mathbf{V}_{i,K}^l) \quad \dots \quad (\mathbf{V}_{i,K-1}^l - \mathbf{V}_{i,K}^l)], \\ \mathbf{w}_i^l &= [\mathbf{w}_{i,1}^{l\top} \quad \mathbf{w}_{i,2}^{l\top} \quad \dots \quad \mathbf{w}_{i,K-1}^{l\top}]^\top. \end{aligned}$$

さらに, 式 (5.16) の制約付き問題を指示関数  $\iota_C$  の導入により, 見かけ上制約のない問題に再定義する:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}_i^l} \quad & \|\mathbf{P}_i^l \mathbf{w}_i^l + \mathbf{v}_{i,K}^l - \mathbf{l}_i\|_2^2 + \alpha \|\widehat{\mathbf{D}}\mathbf{w}_i^l\|_1 \\ & + \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{Q}\mathbf{w}_i^l) + \sum_{k=1}^{K-1} \iota_{C_{0,1}}(\mathbf{w}_{i,k}^l), \end{aligned} \quad (5.18)$$

ここで,  $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{M \times M(K-1)}$  は  $K-1$  個の単位行列により構成される  $\{M \times M(K-1)\}$  の行列である. ここでは, 式 (5.16) の一階微分ブロック対角行列  $\widehat{\mathbf{D}}$  を  $\widetilde{\mathbf{D}} \in$



## 5.6 実験

本節では、提案手法のアルゴリズムの妥当性を評価するため、HDR 画像の生成、画像の超解像の二種類の実験を行いその結果を示す。ただし、提案する重み最適化問題は ADMM アルゴリズム、PDS アルゴリズムどちらを用いても十分な反復回数で理論的には同じ最適解が得られるため、本実験では、PDS アルゴリズムを用いた結果を示す。

### 5.6.1 HDR 画像生成実験

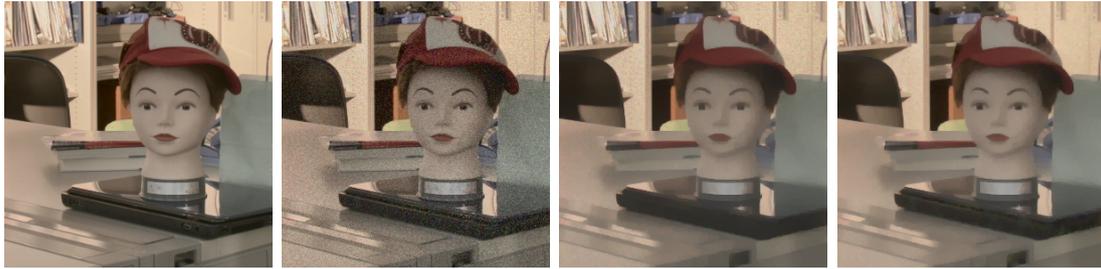
本実験では、低感度設定 (ISO100) で撮影したノイズのない多重露光画像に白色ガウス雑音を人工的に付加した場合と、高感度設定 (ISO1600) で撮影したセンサーノイズにより劣化した画像群を入力とした場合の 2 種類の実験を行った。従来手法として、重みの算出に hat 関数を用いる手法 [4]、式 (5.3) の TV 正則化を用いたノイズ除去手法を用いている。TV 正則化では、従来の hat 関数 [4] により算出した重みを入力に用いている。

#### 白色ガウス雑音の除去

まず、絞り値を固定し、異なるシャッタースピードによって撮影された 3 枚の画像を 3 セット用意した。ここでは、デジタル一眼レフカメラ CANON EOS 20D を用いて ISO 設定を ISO100 としノイズが生じないように撮影している。これらの設定で得られた画像群を従来の統合手法式 (2.1) より統合し得られた HDR 画像を本実験での Ground truth とする。ただし、統合の際の重みは hat 関数 [4] により算出している。そして、実験画像に白色ガウス雑音を人工的に付加したものを入力画像とする。

図 5.3 に各手法により得られた HDR 画像を示す。ここでは、各 3 シーンの入力画像を用いて、Ground truth, hat 関数 [4] を用いた式 (2.1) の従来の統合手法により生成された HDR 画像、従来手法 (hat+TV 正則化)、提案手法により得られた HDR 画像をそれぞれ示している。ここでは、ノイズ除去性能を確認しやすくするために、局所コントラストを強調する CLAHE のトーンマッピング [52] によりダイナミックレンジ圧縮したものを示している。

図 5.3 より、従来の統合手法 (hat) ではどのシーンにおいても、ノイズによる劣化が生じている。従来手法 (hat+TV 正則化) では暗部のノイズを軽減できているが、平滑化が効きすぎているため画像のエッジがなくなっている。また、高輝度領域にノイズが残っていることが確認できる。提案手法では、全輝度領域においても十分にノイズを除去できており、また、画像本来のエッジなどの詳細情報を保持した結果となった。



scene1



scene2



scene3

図 5.3: 人工付加雑音により劣化した多重露光画像の統合結果: (左から) Ground truth, 従来の統合手法 (hat), 従来手法 (hat+TV 正則化), 提案手法.

次に, SNR と NSNR による数値の比較実験を行い, その結果を表 5.1 に示す. ここでは, HDR 画像の定量評価方法として, Ground truth の HDR 画像と, 各手法により得られた HDR 画像から SNR を算出している. しかし, HDR 画像の評価に SNR を用いた場合, 低輝度領域よりも人間の知覚しにくい高輝度領域の誤差が過大評価されてしまう問題がある. つまり, 低輝度領域に誤差が生じていてもそれが結果に大きく影響しない恐れがある. そこで, 本実験では人間の視覚特性を考慮した数値評価を行うために, 非線形 SNR (NSNR: Nonlinear SNR) を導入する. NSNR は Reinhard らのトーンマッピング [5] より HDR 画像を一度ダイナミックレンジ圧縮し, その後, SNR 値を計算することで得られる. Reinhard [5] のトーンマッピングは, 人間の視覚特性を考慮したトーンマッピングとなっているため HDR 画像の評価方法として適切である. 表 5.1 より, すべてのシーンにおいて SNR, NSNR

表 5.1: SNR, NSNR による比較結果.

Image	従来 of 統合手法 (hat)		従来手法 (hat+TV 正則化)		提案手法	
	SNR	NSNR	SNR	NSNR	SNR	NSNR
scene1	15.3	23.8	17.4	24.4	<b>19.3</b>	<b>26.4</b>
scene2	15.4	27.0	19.2	28.2	<b>20.8</b>	<b>32.2</b>
scene3	14.4	24.6	17.1	26.3	<b>18.8</b>	<b>29.6</b>

ともに提案手法が従来手法を上回る高い数値結果となった.

### センサーノイズの除去

続いて, 実際にセンサーノイズにより劣化した入力画像セットを得るためにデジタル一眼レフカメラ CANON EOS 20D を用いて ISO1600 で高感度撮影を行い多重露光画像を取得した. ここで, ISO1600 で各露光画像を 15 枚ずつ撮影し, それら 15 枚を平均し得られた各露光の平均画像を入力とし従来 of 統合手法式 (2.1) で生成した画像を Ground truth とする.

図 5.4 に各手法により得られた HDR 画像を示す. ここでは, センサーノイズの生じた各 2 シーンの入力画像を用いて, Ground truth, hat 関数 [4] を用いた式 (2.1) の従来 of 統合手法により生成された HDR 画像, 従来手法 (hat+TV 正則化), 提案手法により得られた HDR 画像をそれぞれ示している. また, ノイズ除去性能を確認しやすくするために, 局所コントラストを強調する CLAHE のトーンマッピング [52] によりダイナミックレンジ圧縮したものを示している.

図 5.4 より, 従来 of 統合手法 (hat) ではどのシーンにおいても劣化が生じている, さらに, 人工的にノイズを付加した結果とは異なり, 生じているノイズのパワーが一様ではなく極端に強いインパルス性のノイズが多く見られる. 従来手法 (hat+TV 正則化) では強いインパルス性のノイズが消えるようノイズ除去を行ったが, 画像の詳細情報までも除去されてしまっている. 一方で, 提案手法では十分に詳細情報を保持しつつ強いインパルス性のノイズを除去できており非常に高精細な画像が得られている.

ここで, 図 5.5 に従来手法に比べ提案手法の復元が特に優れている箇所を赤い円で記した結果画像を示す. 図 5.5 の赤い円の領域は, 従来手法 (hat+TV 正則化) では, ノイズが十分に除去できない領域, または, ノイズ除去により画像のエッジが除去されてしまっている領域である. 提案手法ではこのような領域の詳細情報を保持したノイズ除去が実現できていることが確認できる.



scene4



scene5

図 5.4: センサーノイズにより劣化した多重露光画像の統合結果: (左から) Ground truth, 従来の統合手法 (hat), 従来手法 (hat+TV 正則化), 提案手法.

### アルゴリズムの比較

ここでは, 5.4.2 項, および 5.4.3 項で提案した重み最適化問題の解法アルゴリズムの比較, 考察を行う. 本章で提案する重み最適化問題は, 凸最適化問題であるため, ADMM アルゴリズム, PDS アルゴリズムを用いて大域的最適解を求めることができる. そのため, これらのアルゴリズムでは, 同じ入力画像とコストの重みを与えた場合, 十分な反復回数で同じ解が得られる. そこで, アルゴリズムの処理時間と計算コストについて議論する.

提案手法は MATLAB 上 (Intel Core i5 2.3GHz CPU, 8GB RAM, 64bit オペレーティングシステム PC) で実装している. ここでは, 図 5.3-scene1 の  $(300 \times 300 \times 3)$  の画像を用いて処理時間の比較を行う. まず, アルゴリズム 1 に示す ADMM アルゴリズムを用いて最適な重みを求める場合の処理時間は, 約 241[sec] であった. 次に, アルゴリズム 2 に示す PDS アルゴリズムを用いて最適な重みを求める場合の処理時間は, 約 69[sec] であった. ADMM アルゴリズムに比べ PDS アルゴリズムを用いた場合, 約 70% の処理時間の削減が実現できた. ADMM アルゴリズムを用いて凸最適化問題を解く場合, 式 (5.9) より, 逆行列計算が必要であり多大な計算コストが生じてしまう. また, 逆行列計算は入力となる画像サイズの増加にしたがって計算量が膨大となる. 一方で, PDS アルゴリズムを用いた場合このような逆行列計算をする必要がないため効率的に解を求めることができる.

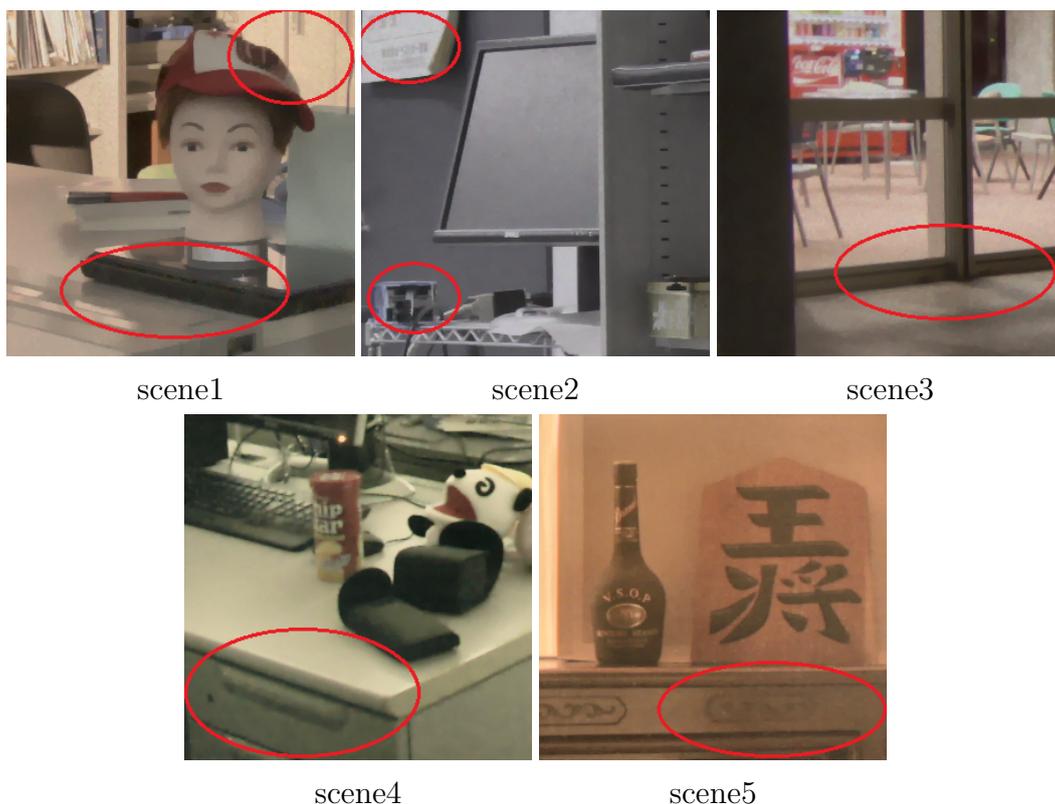


図 5.5: 提案手法の復元結果.

### 5.6.2 超解像実験結果

本項では, Turkan らの超解像手法 [131] との比較実験の結果について述べる. 本実験では, 所望のスケールを  $s=2$ , 初期低解像パッチのサイズを  $m=3$ , そして, 反復におけるサイズ拡張の画素数を  $p=1$  とそれぞれ設定した. また提案手法では探索近傍パッチの数を  $m=8$  と設定した. 従来手法のパラメータについては, 文献 [131] で用いられたものを設定している.

図 5.6 より, 提案手法ではニットやスカーフの詳細が従来手法に比べ鮮明に復元できている. 図 5.7 では, 毛並みの複雑なテクスチャ情報を復元できていることが分かり, 特に, 狐の耳元で従来手法との差が顕著に現れている. 従来手法では, LLE [134] に基づき  $K$ -NN パッチを用いた近似の際にスカラーの重みを用いているため複雑なテクスチャを表現できない. 一方で, 提案手法では従来手法に比べより小さい近似誤差と良い復元を実現するために, 自由度の高い画素単位の重みの推定を行っているためこれらのテクスチャの復元が実現できている.

次に, 提案手法の妥当性を示すために PSNR と SSIM [1] を用いた従来手法との数値比較実験を行った. ここでは, PSNR と SSIM [1] を算出するために, 正解の高解像画像として *Oldman* と *Fox* を用い, さらに, スケール因子  $s=2$  でダウンスケールした画像をそれぞれ入力画像として用いた. 表 5.2 に各画像の定量評価結果を示



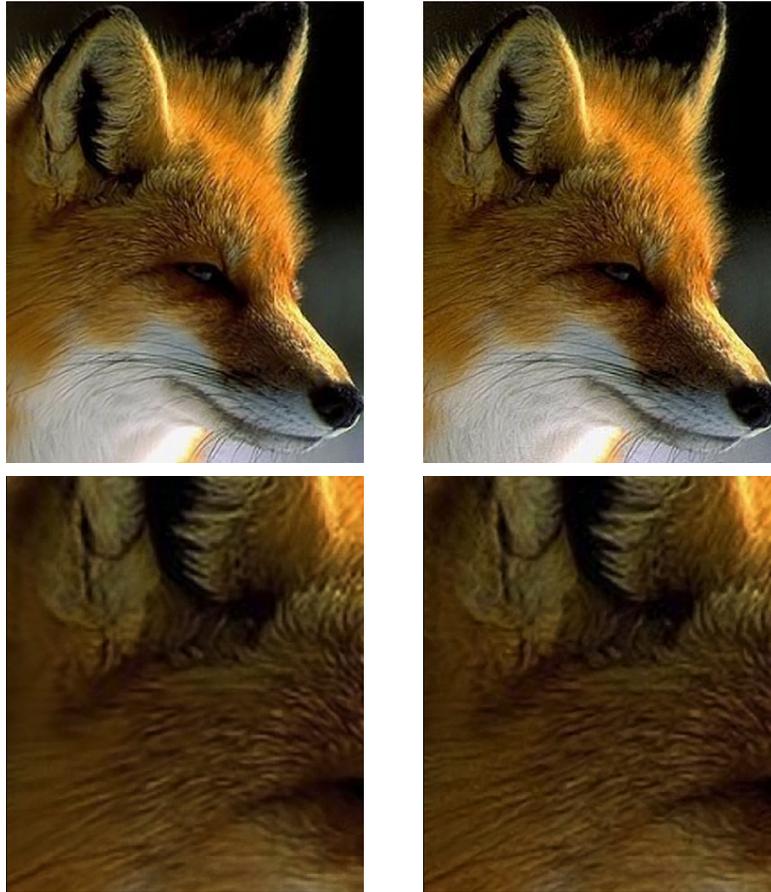
図 5.6: 超解像結果-Oldman.

す. 結果より, PSNR, SSIM [1] 双方の評価において提案手法は従来手法に比べ良い定量評価が得られることが確認できた.

本実験では, 超解像の重み最適化問題の解法を MATLAB 上 (Intel Core i7 2.4GHz CPU, 8GB RAM, 64bit オペレーティングシステム PC) で行った. 画像サイズ  $132 \times 100$  の入力に対して, 超解像の処理時間は従来手法 [131] では約 18[min], 提案手法では約 20[min] であった. GPU を用いた並列処理や確率的最急降下 PDS アルゴリズム [123] を適用することで処理速度の向上が可能である.

### 5.6.3 パラメータ設定

提案する重み最適化問題は, 式 (5.4), および, 式 (5.16) のコスト関数の二項目に損失関数と正則化項のバランスを決定するパラメータ  $\alpha$  をもち, これはユーザーが設定するパラメータである. 結果画像の平滑化度合いはこのパラメータの値に



(a) 従来手法 [131]

(b) 提案手法

図 5.7: 超解像結果-Fox.

依存する。もし、ユーザーがより滑らかな結果を望む場合は、このパラメータに大きな値を設定し、そうでない場合は小さい値を設定することで所望の結果を得ることができる。多重露光画像の統合実験では、白色ガウス雑音とセンサーノイズそれぞれの実験で 0.8 と 1.2 をパラメータ  $\alpha$  に用いた。超解像の実験では、 $\alpha = 10^{-4}$  を用いた。本実験において、提案手法と従来手法のパラメータは試行錯誤の結果最も画質がよくなる値を用いている。

## 5.7 第5章のまとめ

本章では、画像統合のための新たな重み最適化手法を提案した。まず、ノイズのない HDR 画像を生成するために TV 正則化を用いた重み最適化手法を提案した。PDS アルゴリズムを用いて提案する重み最適化問題を解くことで得られる重みは、ノイズにより劣化した画像群から鮮明な HDR 画像を生成することができる。実験では、AWGN と実際のセンサーノイズにより劣化した入力画像を用いて数値実験

表 5.2: PSNR, SSIM [1] による比較結果.

Image	従来手法 [131]		提案手法	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
<i>Oldman</i>	31.32	0.8781	<b>32.92</b>	<b>0.9217</b>
<i>Fox</i>	29.03	0.7688	<b>29.20</b>	<b>0.7858</b>

を行い提案手法の妥当性を示した. 実験結果より, 提案手法はシーンの詳細を維持しつつ暗部および明部領域のノイズの低減が可能であることを確認した.

加えて, 単一画像の超解像問題に提案する重み最適化手法を応用した. 高解像画像は提案する重み最適化問題を低解像度空間で解きシンプルなアップサンプリング法を適用することで得られた最適な重みと  $K$ -NN パッチの重み付き線形結合によって復元される. 定性/定量評価実験結果より, 画素単位で重みを推定する提案手法は従来手法に比べより高精度な画像復元が可能であることを確認した.

## 第6章 露光飽和と焦点ボケを同時に もつ多重露光画像統合法

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露光と焦点位置を変えて撮影した多重露光画像を適切に統合する必要がある。従来の露光合成手法では、コントラストに関する重みを算出しそれを基に画像を統合することで高コントラストな画像の生成を試みている。しかし、統合結果に不自然なレンダリングや焦点ボケによるボケが生じる問題がある。

そこで本章では、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生成する新たな多重露光画像統合法を提案する。提案手法は、従来の Mertens らの露光合成手法 [7] を焦点ボケを有する多重露光画像統合に拡張した手法となる。まず、6.1 節では、従来の露光合成手法 [7] のアルゴリズムについて説明し、その問題点について述べる。6.2 節から 6.6 節では、提案手法の詳細について述べ、6.6 節では様々な自然シーンの多重露光画像を従来手法、および提案手法により統合しその結果を比較することで提案するアルゴリズムの妥当性を示す。最後に 6.8 節で本章を簡潔にまとめる。

### 6.1 従来手法

#### 6.1.1 重みの算出

EF [7] 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、露光を変えて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:** 写真は露光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。

$$w_s = \sqrt{\frac{(I_R - \mu)^2 + (I_G - \mu)^2 + (I_B - \mu)^2}{3}} \quad (6.1)$$

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、 $\mu$  はそれらの平均値である。

- **露光:** 画素強度値 0.5 付近が適正露光であると仮定し、統合においてその画素強度を保ち、逆に、露光アンダーや、露光オーバー付近の画素値を飽和値として統合から除外する必要がある。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分布に基づく関数により重みを算出する。

$$w_e = \exp\left(-\frac{(I - 0.5)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6.2)$$

ここで、 $\sigma$  はガウス分布の標準偏差であり、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  $RGB$  チャンネルごとに式 (6.2) 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。

$$w_c = |h_l * I_Y| \quad (6.3)$$

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、 $*$  は畳み込み演算を表す。

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。

$$w_f = w_s \cdot w_e \cdot w_c \quad (6.4)$$

EF [7] では最終的にこの  $w_f$  を統合の重みとして用いている。

### 6.1.2 多重解像度表現を用いた多重露光画像統合

EF [7] 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を行っている [135]。図 6.1 にその概要を示す。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。

$$l_q(\mathbf{r}) = \sum_{k=1}^K g_q(\mathbf{w}_f^{(k)}) \otimes l_q(\mathbf{u}^{(k)}) \quad (6.5)$$

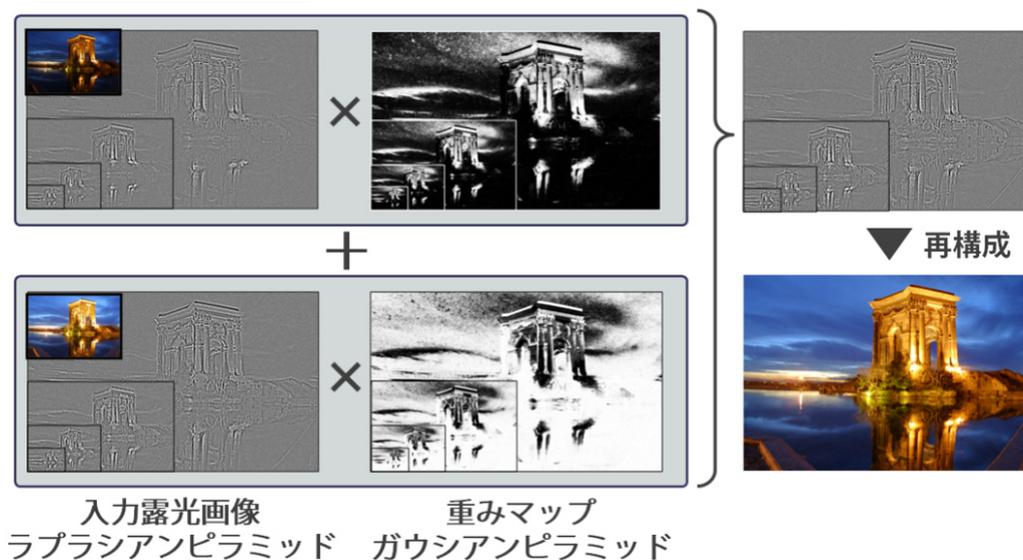


図 6.1: 多重解像度表現を用いた多重露光画像の統合.

ここで、 $\mathbf{w}_f^{(k)} \in \mathbb{R}^N$  は  $k$  番目の露光画像から式 (6.4) 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、重みマップを  $\sum_{k=1}^K \mathbf{w}_f^{(k)} = \mathbf{1}$  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 (6.5) 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  $l_q(\mathbf{r})$  を基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。

### 6.1.3 従来手法の問題点

EF [7] を始めとする従来の露光合成手法の多くは、入力の多重露光画像に手ぶれや焦点ボケによるボケが生じていないことを仮定しており、このような画像群を統合した場合、結果画像のコントラストが低下する問題が生じる。これは、画像統合に用いる重みマップの算出の際に、適正露光であるが焦点ボケによりコントラストが低下している領域、また、非適正露光であるが鮮明でコントラストが高い領域において重みが打ち消し合い、結果として入力画像の平均をとるような統合を行うためコントラストの低下が生じていると考えられる。また、多重解像度表現を用いた統合により、この適正でない重みが周囲に拡散されるため、よりこの問題が広範囲

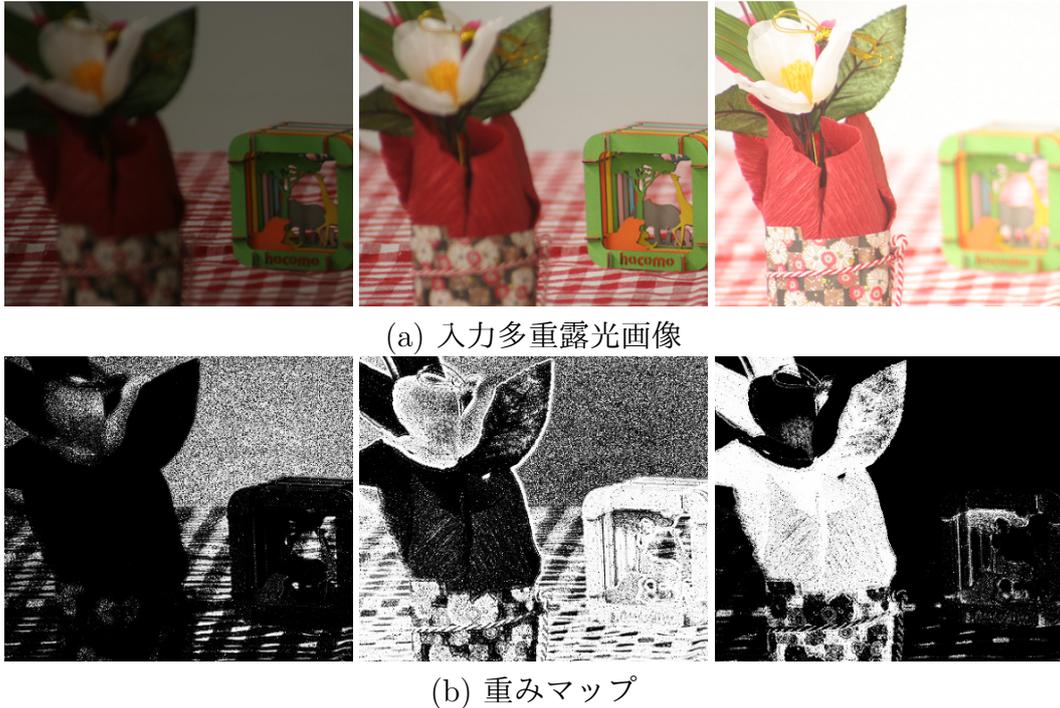


図 6.2: 従来の露光合成 [7] で用いられる重みマップの例.

に現れると考えられる. 図 6.2 に従来の露光合成手法 [7] の重みマップの算出例を示す. ここで, 示される図 6.2-(b) の重みマップは図 6.2-(a) で示されている入力の多重露光画像から式 (6.4) により算出している. 高露光画像は手前の花の置物に焦点位置をあわせて撮影されているが, 対応する重みマップの値は白い花びらや黄色い花弁の領域で小さい値をもつことが分かる. 実際に, これらの重みマップを基に画像を統合した結果を図 6.8-(b) に示している. ここで, 従来手法の統合結果においてこの低い重みをもつ領域でコントラストの低下が確認できる.

## 6.2 提案手法の概要

図 6.3 に提案手法の処理手順を示す. 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焦点距離を変えて撮影する. その際, 焦点距離の調節によりレンズ歪が生じ画像間で微小な変動によるずれが生じてしまう. そこで, 本研究では, 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合成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

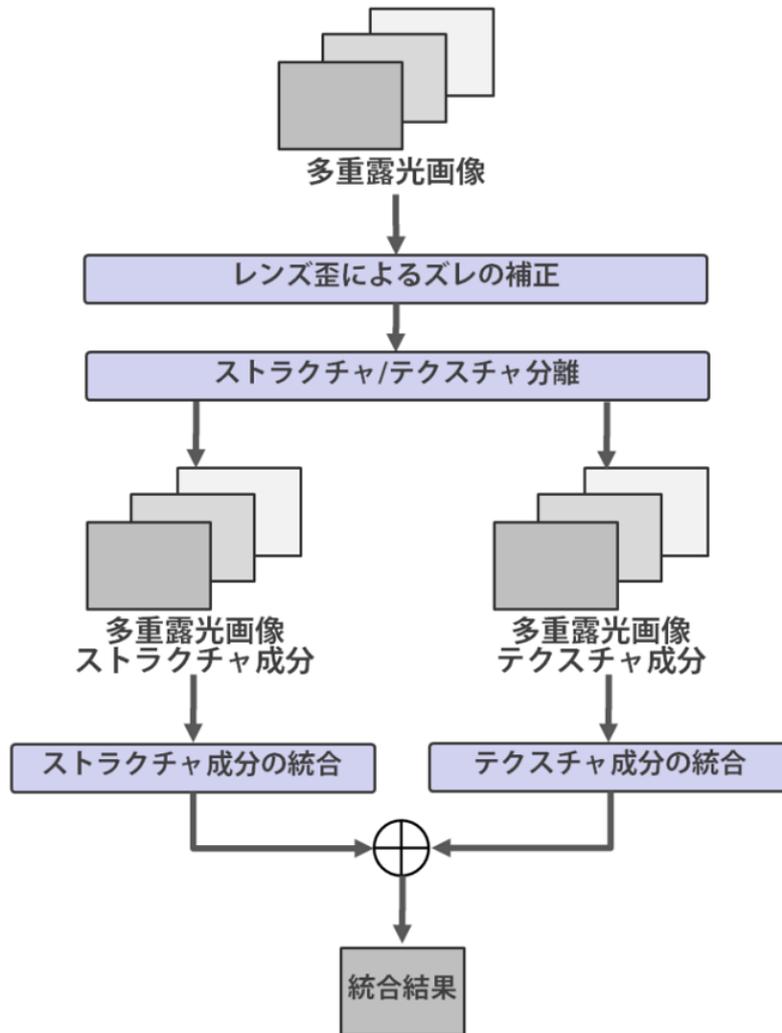


図 6.3: 提案手法の処理フロー.

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.

### 6.3 レンズ歪によるずれの補正

提案手法では, パノラマ画像生成 [136] などで用いられる画像間の射影変換推定 [137] によりレンズ歪によるずれ補正を行う. 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補正を行う.

画像間に対応の取れた画素位置において, 次式の関係が成り立つと仮定する.

$$\mathbf{p}_j = \mathbf{H}\mathbf{p}'_j \quad (6.6)$$



(a) 入力画像 (b) ストラクチャ成分 (c) テクスチャ成分

図 6.4: ストラクチャ/テクスチャ分離の例.

ここで,  $\mathbf{p}_j = [x_j \ y_j \ 1]^T \in \mathbb{R}^3$ ,  $\mathbf{p}'_j = [x'_j \ y'_j \ 1]^T \in \mathbb{R}^3$  は基準画像と補正対象画像における  $j$  番目の対応点のそれぞれの位置を同次座標で表現した座標ベクトルである. また,  $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$  は射影変換行列である. 両画像間で  $J$  個の対応点の組  $\{\mathbf{p}_j, \mathbf{p}'_j\}_{j=1}^J$  が存在する時, 射影変換行列  $\mathbf{H}$  は次式の制約付き最小化問題を解くことで得られる.

$$\min_{\mathbf{H}} \sum_{j=1}^J \|\mathbf{p}_j - \mathbf{H}\mathbf{p}'_j\|_2^2 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{H}\|_F = 1 \quad (6.7)$$

ここで, 自明な解を防ぐために射影変換行列  $\mathbf{H}$  のフロベニウスノルムが 1 となる制約を設けている. また, 画像間の対応点探索には SIFT マッチング [138] を用いている.

## 6.4 ストラクチャ/テクスチャ成分の分離

提案手法では, 統合において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, 各成分を異なるアプローチで統合する. 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 Karacan らの局所領共分散に基づく構造保存平滑化フィルタ [68] を用いる. Karacan らの手法 [68] 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, 構造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 6.4 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.

Karacan らの手法 [68] では, 平滑化に用いるフィルタ係数の決定に注目画素を中心とした小区画領域 (パッチ) と近傍の各画素を中心としたパッチの類似度を用いている. パッチの画素強度, 勾配, 座標に基づく特徴ベクトルを各列にもつ行列

の共分散行列を注目画素および近傍画素を中心としたそれぞれのパッチで用意しそれらの類似度をフィルタ係数の算出に用いている。局所領域の勾配情報を用いて平滑化フィルタの係数を算出しているためテクスチャが平滑化されやすくなり、Bilateral Filter [3] などの輝度差に基づくエッジ保存平滑化フィルタに比べ、ストラクチャとテクスチャを高精度に分離することができる。

## 6.5 ストラクチャ成分の統合

次に、ストラクチャ成分の統合について述べる。提案するストラクチャ成分の統合手順を図 6.5 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、および、合焦領域の画素値に高い重みを付ける必要がある。しかし、従来の EF [7] では式 (6.4) を用いて、彩度、露光、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、露光に基づく重みマップと、コントラストに基づく重みマップ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。

### 6.5.1 彩度露光およびコントラストに特化した統合

彩度、露光に関しては、式 (6.1), (6.2) 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 (6.3) を基に算出した  $w_c$  をそれぞれ統合の重みとし、式 (6.5) により画像の統合を行う。ただし、提案手法では、式 (6.3) の  $h_l * I_Y$  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、露光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、露光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。

### 6.5.2 最適化を用いたストラクチャ成分の統合

前項で求めた  $\mathbf{s}_{\omega_{se}}, \mathbf{s}_{\omega_c}$  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。

$$\min_{\hat{\mathbf{s}}} \|\mathbf{s}_{\omega_{se}} - \hat{\mathbf{s}}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{L}(\mathbf{s}_{\omega_c} - \hat{\mathbf{s}})\|_2^2 \quad (6.8)$$

ここで、 $\mathbf{s}_{\omega_{se}}, \mathbf{s}_{\omega_c}$  は、前項で述べたように彩度と露光に基づく重みマップ、そして、コントラストに基づく重みマップをそれぞれ用いてラプラシアンピラミッドによ

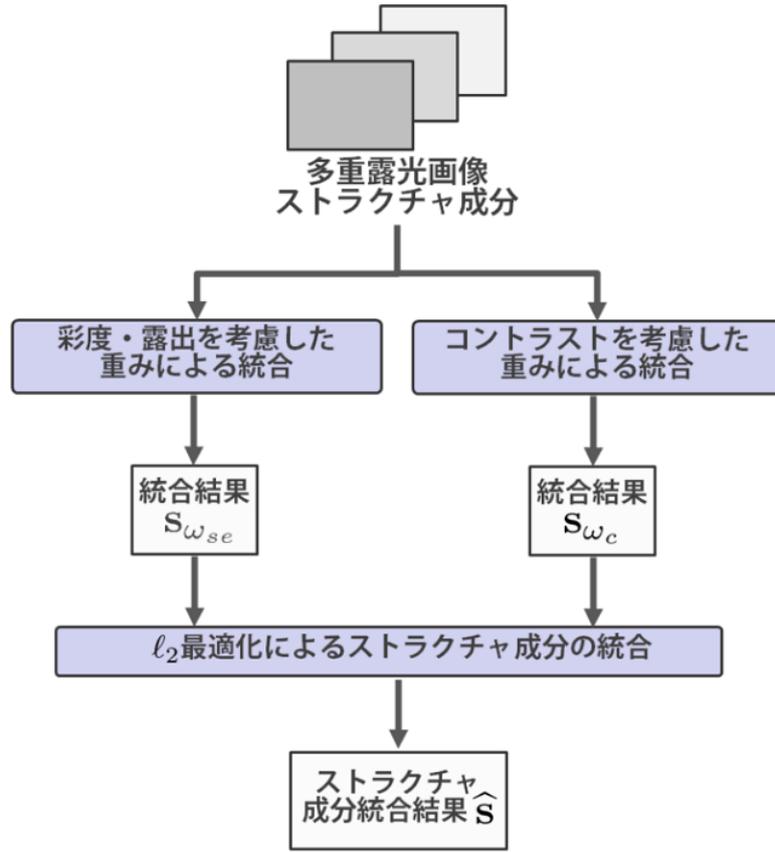


図 6.5: ストラクチャ成分統合の詳細.

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み込み行列  $\mathbf{L}' \in \mathbb{R}^{N \times N}$  を対角成分としてもつ対角行列であり,  $\lambda$  はコストのバランスを調節する重みである. ここで, 一項目は彩度と露光に基づく重みマップ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マップ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 (6.8) 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.

$$\hat{\mathbf{s}}^* = (\mathbf{E} + \lambda \mathbf{L}^\top \mathbf{L})^{-1} (\mathbf{s}_{\omega_{se}} + \lambda \mathbf{L}^\top \mathbf{L} \mathbf{s}_{\omega_c}) \quad (6.9)$$

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,  $\mathbf{L}^\top$  および  $\mathbf{L}^\top \mathbf{L}$  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, 効率よく解くことができる.

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

ここで,  $\mathfrak{F}\{\cdot\}$ ,  $\mathfrak{F}^{-1}\{\cdot\}$  はそれぞれフーリエ変換と逆フーリエ変換を表し,  $\overline{\mathfrak{F}\{\cdot\}}$  は複素共役を表す. また,  $h_l$  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



図 6.6: ストラクチャ成分の統合例.

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.

図 6.6 にストラクチャ成分の統合例を示す. 提案手法により得られた  $\hat{s}^*$  は, 彩度においては  $s_{\omega_{se}}$  に近く, エッジにおいては  $s_{\omega_c}$  に近い性質を有していることが分かる. 高コントラスト, 高彩度な画像であることが確認できる.

## 6.6 テクスチャ成分の統合

図 6.4 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  $\ell_2$  ノルムが最大となる露光画像を画素ごとに求める.

$$k^* = \arg \max_k \sqrt{(t_{Rn}^{(k)})^2 + (t_{Gn}^{(k)})^2 + (t_{Bn}^{(k)})^2} \quad (6.10)$$

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 (6.9) より得られた  $\hat{\mathbf{s}}$  の和をとることで得られる.

## 6.7 実験および考察

本節では, 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, および, 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.

### 6.7.1 実験用画像とパラメータの設定

入力多重露光画像はデジタル一眼レフカメラ 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、露光時間と焦点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 6.7 に実験で用いた各シーンの多重露光画像を示す。提案手法や従来手法 [7-10] 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 6.7 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 (6.9) の重みパラメータ  $\lambda$  の値は画質を考慮して手動で適した値を探索し、結果  $\lambda = 2.0 \cdot 10^3$  と画像に依存しない値を用いた。

本実験では、従来の統合手法である EF [7], Detail-Preserving Exposure Fusion (DPEF) [8], Image Fusion with Guided Filtering (IFGF) [9], そして、Combining Exposure and Focus Fusion (CEFF) [10] との比較を行う。6.1 で述べたように、EF では多重露光画像を彩度、露光、コントラストに基づき算出した重みマップとガウシアン/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復元を実現している。また、DPEF では Quadrature mirror filter (QMF) [139] 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、露光、コントラストに基づく重みマップを用いて画像を統合し、さらに、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復元を実現している。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手法である。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顕著性マップをガイドとした Guided Filtering [86] 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復元を低い処理コストで実現している。また、CEFF は異なる焦点ボケを含む多重露光画像のための画像統合手法であり、EF をベースとした手法である。CEFF では統合に用いる重みマップの算出において彩度・露光に関しては EF と同様の方法で算出するが、コントラストの重みマップに関しては画像間でラプラシアンピラミッドの一層目の成分が最も大きい値を画素ごとに選択するバイナリの重みを用いることで、合焦領域の高周波数成分を優先的に統合することが可能となり鮮鋭な画像の生成

を実現している。本実験では、各従来手法のパラメータは試行錯誤の結果最も画質が高くなる値を用いている。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 6.3 節のずれ補正により補正した多重露光画像を用いている。

### 6.7.2 定性評価

図 6.8, 6.9, 6.10, 6.11 に提案手法と従来手法それぞれの統合結果を示す。図 6.8(a), 6.9(a), 6.10(a), 6.11(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、特に青い円で囲まれた領域で顕著である。さらに、図 6.10(a) より、CEFF では白飛びが生じていることが確認できる。対して、提案手法および 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。図 6.8(b), 6.9(b), 6.10(b), 6.11(b) より、EF, DPEF, CEFF では赤い破線の円で示す領域のコントラストが低下しており、特に、scene1, 2, 4 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、又は、合焦領域が飽和領域に存在しているため、統合の際に露光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 と CEFF 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 6.9(b) 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すべてのシーンにおいて生成できている。

### 6.7.3 定量評価

本実験では、コントラストの復元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 (MAL: Mean Absolute Laplacian) による比較を行った。結果を表 6.1 に示す。表 6.1 より、提案手法は従来手法に比べ比較的高い MAL 値を示していることが確認できる。ラプラシアンの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。例えば MAL 値に 0.004 の差がある場合、ラプラシアンフィルタのダイナミックレンジ向上を加味すると画素当たり 0.001 程度の差となり、画像全体では  $0.001 \cdot N$  ( $N$  は総画素数) の変化があることになる。有意なエッジが全画素の 5% 程度だとした場合、その画素数は  $0.05 \cdot N$  でありエッジの向上は  $0.001N/0.05N = 2\%$  程度のコントラスト変化があることになる (画素の最大値は 1 に正規化されている)。

表 6.1: 復元結果の MAL による比較.

	scene1	scene2	scene3	scene4
EF [7]	0.0258	0.0115	0.0502	0.0325
DPEF [8]	0.0244	0.0126	0.0527	0.0330
IFGF [9]	0.0314	0.0123	0.0545	0.0371
CEFF [10]	0.0311	0.0124	0.0562	<b>0.0408</b>
Our method	<b>0.0348</b>	<b>0.0137</b>	<b>0.0579</b>	0.0385

#### 6.7.4 処理速度

各手法は MATLAB 上 (Intel Core i7 2.4GHz CPU, 8GB RAM, 64bit オペレーティングシステム PC) 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: 0.54[sec], DPEF: 0.91[sec], IFGF: 0.36[sec], そして, CEFF: 0.43[sec] であった. 一方で, 提案手法の処理時間は約 78[sec] であった. 提案手法において, ストラクチャ/テクスチャ成分分離が処理時間の大部分を占めている. ここでは, 高精度にテクスチャ成分を取り除いたストラクチャ成分を得るために Karacan らのフィルタ [68] を用いており, この手法はフィルタ係数の算出において, 各フィルタ係数位置の画素を中心とするパッチと着目画素を中心とするパッチの特徴量 (画素強度, 勾配, 座標など) からなる共分散行列の距離を用いているため非常に計算コストが高い. この処理時間の問題は, 並列処理や C/C++ での実装により改善可能である. さらに, Karacan らのフィルタ [68] の代わりに Edurado らのエッジ保存平滑化フィルタ [98] を用いることでより高速な実装が可能となる. 実際に, Edurado らのフィルタ [98] を用いた場合の提案手法の処理時間は平均して 0.86[sec] と従来手法と同等の処理時間であった. 図 6.12 にそれぞれのフィルタをストラクチャ/テクスチャ成分の分離に用いた場合の提案手法の統合結果を示し, 図 6.13 にその拡大図を示す. 図 6.12 より, 全てのシーンにおいてそれぞれのフィルタを用いた場合の結果に大きな差異は見られないことが分かる. また, 図 6.13 より, Edurado らのフィルタ [98] を用いた場合でも統合結果にボケが生じていないことが分かる. ここで, テクスチャの保存性能を比較するために scene1 のテーブルクロス拡大図を図 6.14 に示す. 図 6.14 より, Edurado らのフィルタ [98] を用いた結果に比べ Karacan らのフィルタ [68] を用いた結果はテーブルクロスの細かいテクスチャをより詳細に保存できていることが分かる. このように, Edurado らのフィルタ [98] を用いる場合は Karacan らのフィルタ [68] を用いる場合に比べて詳細保存性能が若干低下するものの知覚的に問題ない程度であることが分かる. そのため, アプリケーションやユーザーの要望に応じてこれらを使い分けることで柔軟な画像統合が実現可能であると考えられる.

## 6.8 第6章のまとめ

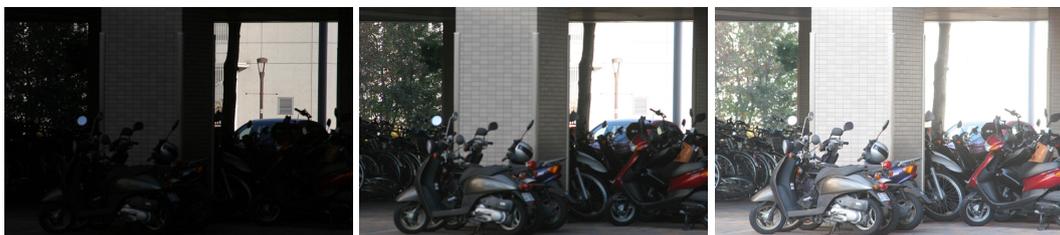
本章では, 露光アンダー/オーバーと焦点ボケのない高コントラストな画像を生成する新たな多重露光画像統合手法を提案した. また, 提案手法を用いることにより, 合焦領域のエッジ情報を鮮明に保存しつつ, 露光アンダー/オーバーのない高品質な画像の生成が可能であることを示した. 実験では, 高いダイナミックレンジの屋内および屋外の自然シーンより取得した焦点位置の異なる多重露光画像に提案手法を適用し, 従来手法と比較することでその有効性を示した.



scene1



scene2



scene3



scene4

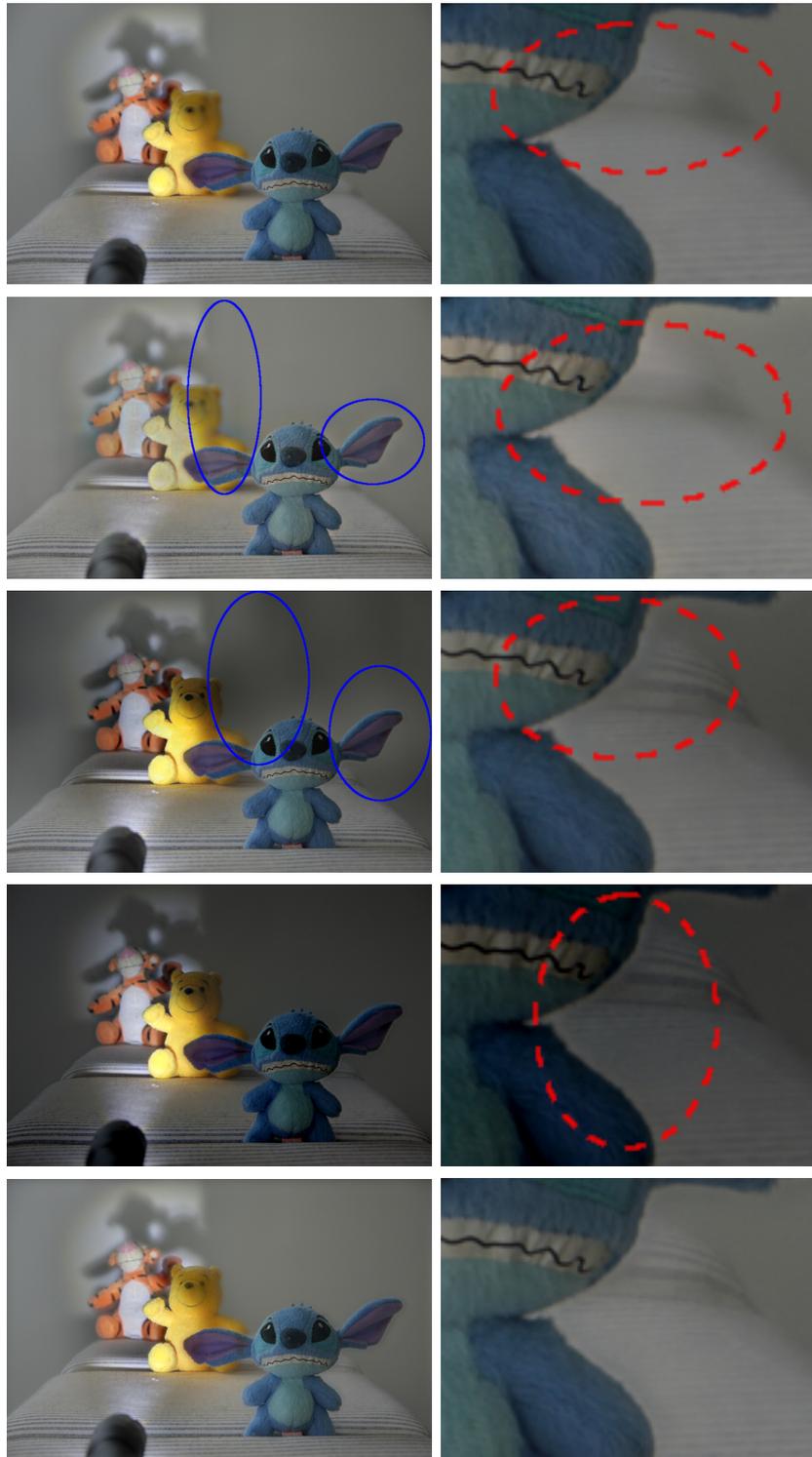
図 6.7: 実験に用いたシーンの多重露光画像.



(a) 多重露光画像の統合結果

(b) 統合結果の拡大図

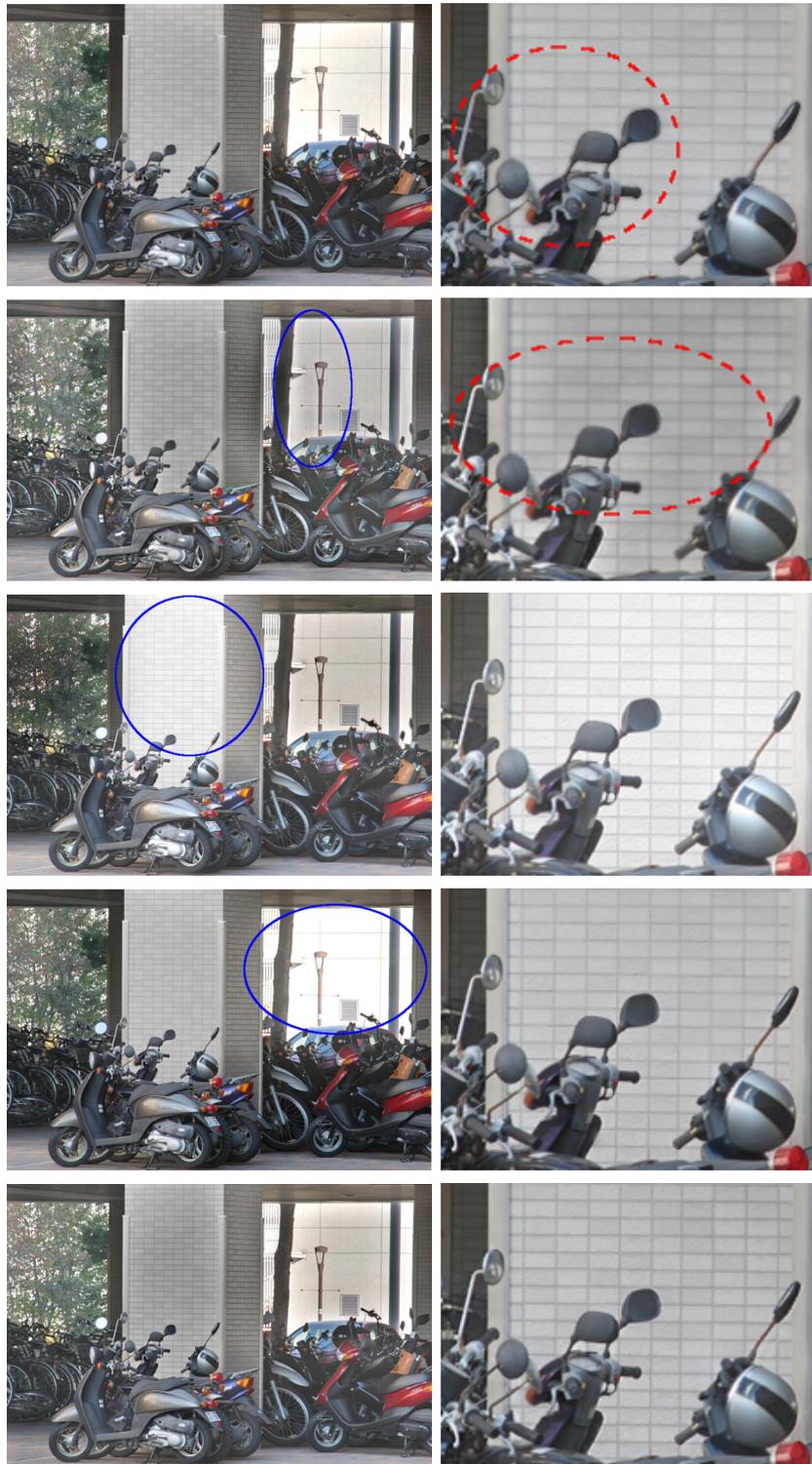
図 6.8: 多重露光画像の統合結果-scene1: (上から) EF [7], DPEF [8], IFGF [9], CEFF [10], 提案手法.



(a) 多重露光画像の統合結果

(b) 統合結果の拡大図

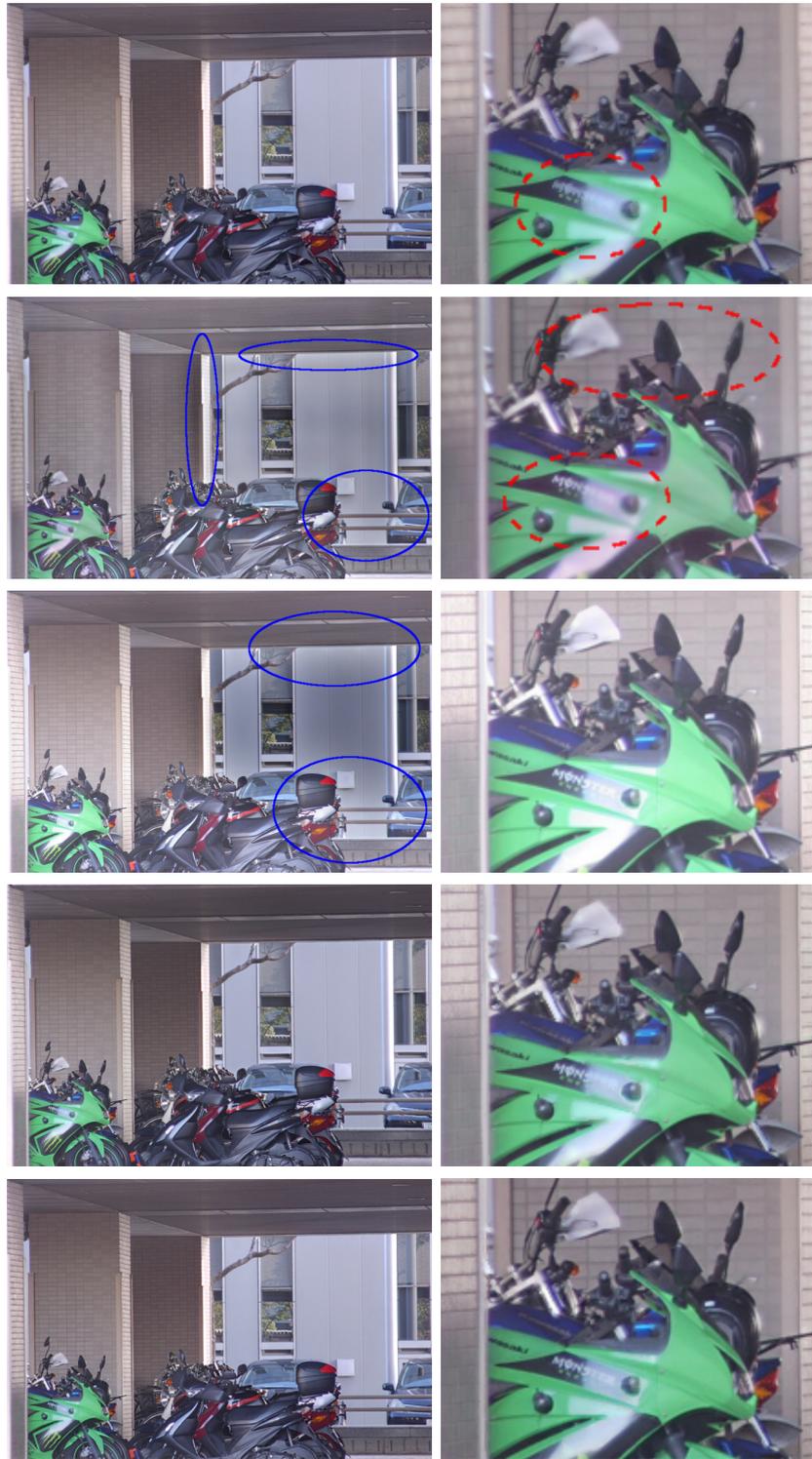
図 6.9: 多重露光画像の統合結果-scene2: (上から) EF [7], DPEF [8], IFGF [9], CEFF [10], 提案手法.



(a) 多重露光画像の統合結果

(b) 統合結果の拡大図

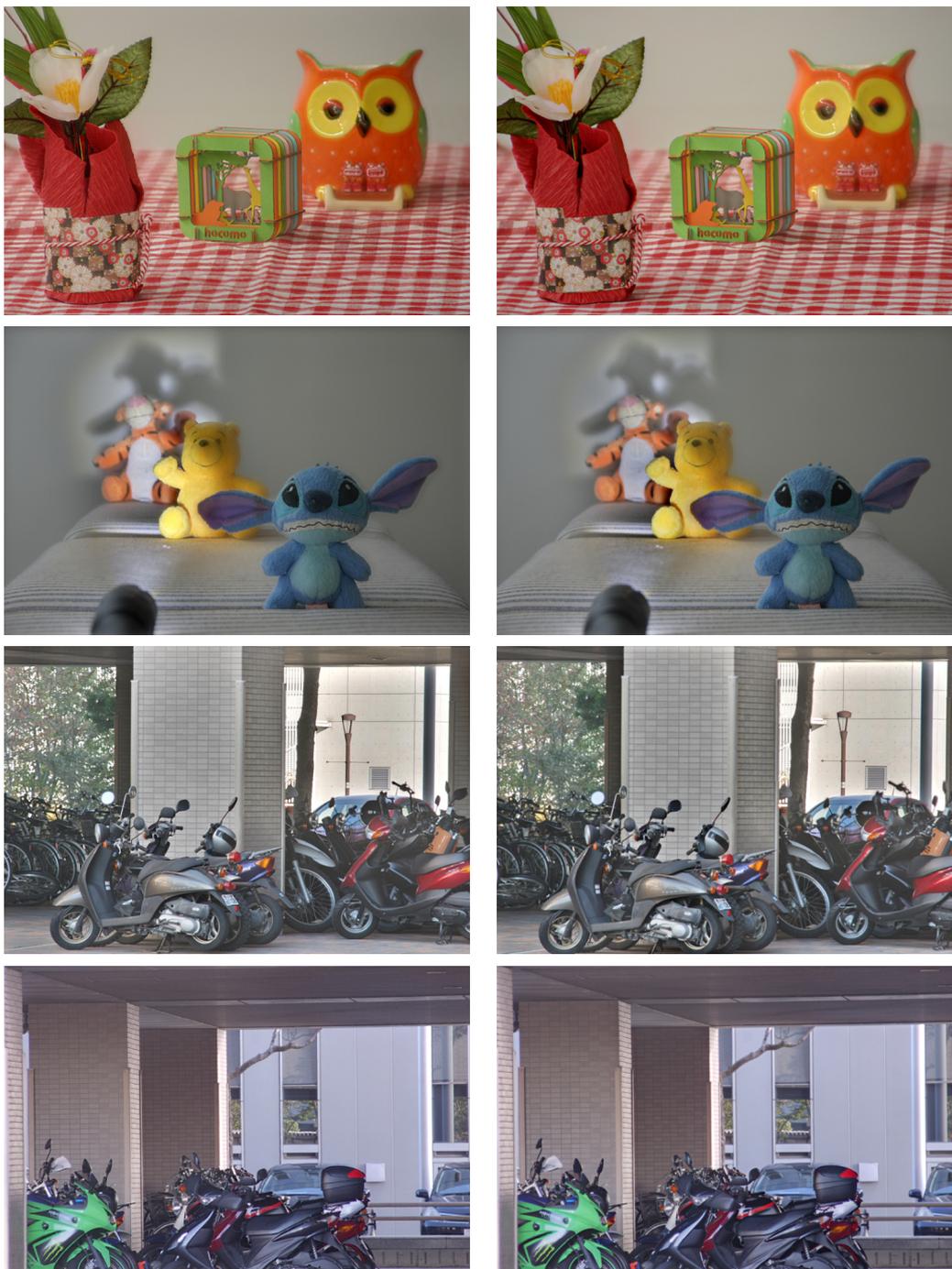
図 6.10: 多重露光画像の統合結果-scene3: (上から) EF [7], DPEF [8], IFGF [9], CEFF [10], 提案手法.



(a) 多重露光画像の統合結果

(b) 統合結果の拡大図

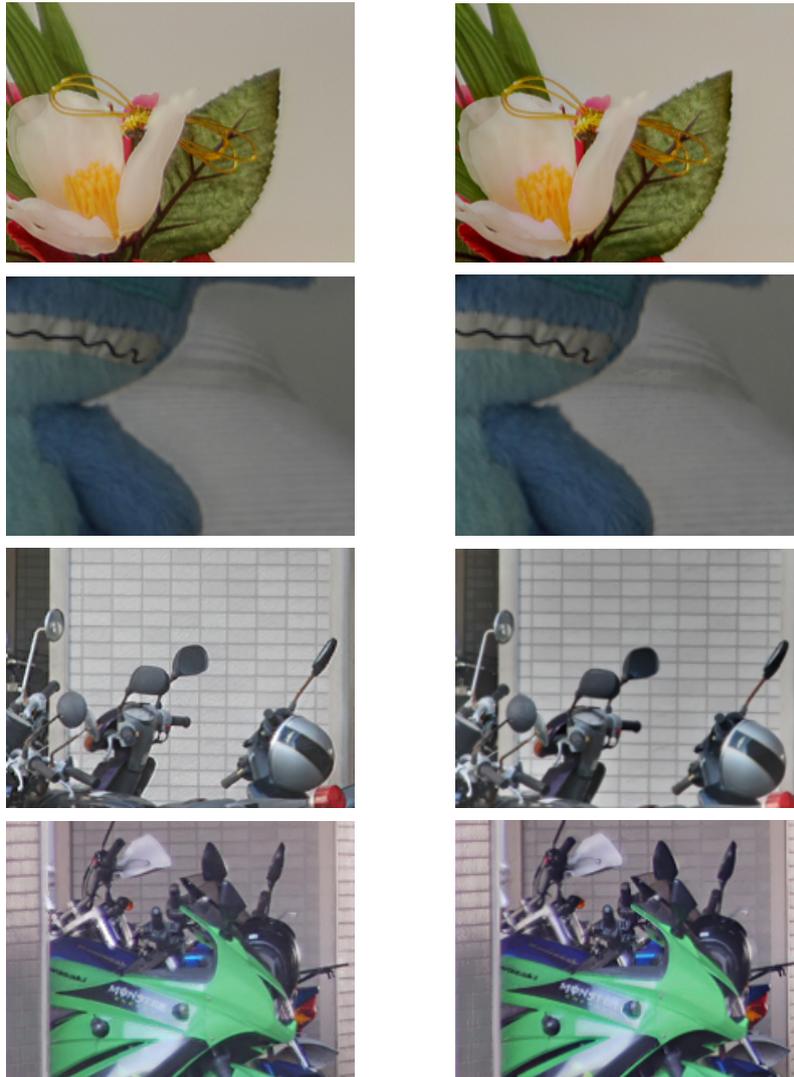
図 6.11: 多重露光画像の統合結果-scene4: (上から) EF [7], DPEF [8], IFGF [9], CEFF [10], 提案手法.



(a) Karacan らのフィルタ [68]

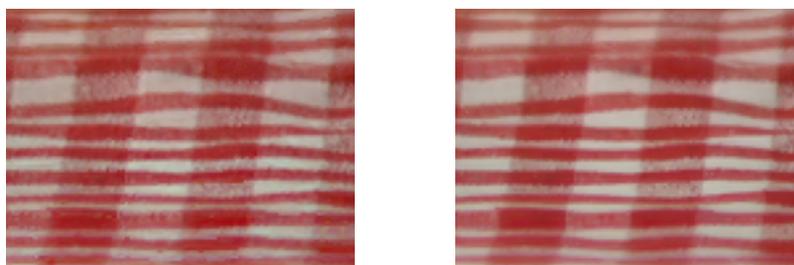
(b) Edurado らのフィルタ [98]

図 6.12: ストラクチャ/テクスチャ成分分離に異なるフィルタを用いた場合の統合結果.



(a) Karacan らのフィルタ [68] (b) Edurado らのフィルタ [98]

図 6.13: ストラクチャ/テクスチャ成分分離に異なるフィルタを用いた場合の統合結果の拡大図.



(a) Karacan らのフィルタ [68] (b) Edurado らのフィルタ [98]

図 6.14: テクスチャ保存性能の比較.

## 第7章 結論

本論文では、暗所撮影により生じるセンサーノイズ、焦点ボケの問題を解決するための新たな多重露光画像手法を提案した。本章ではそれらを総括するとともに、提案手法の問題点や将来の展望について述べる。

### 7.1 センサーノイズを考慮した多重露光画像統合による高ダイナミックレンジ画像生成

手持ちカメラによる暗所撮影においては、高感度撮影により手ぶれによるボケの問題を回避することができるが、高感度撮影はセンサーノイズを増幅してしまい、これにより暗所の詳細が劣化し、ダイナミックレンジの低下が引き起こされる。この問題を解決するために、フィルタリングによるノイズ除去手法や凸最適化問題に基づく画像平滑化手法が提案されている。しかし、これらのノイズ除去手法の多くは画像一枚を対象とした手法であり、多重露光画像のように複数枚画像がある場合に効率的にノイズを除去する方法が確立されていない。また、従来の多重露光画像統合法において統合のための重みの算出に用いる重み関数はノイズを考慮して設計されておらず、統合において十分にノイズを低減できない。また、トーンマッピングによるダイナミックレンジ圧縮の際に、高輝度領域の量子化誤差により擬似エッジが生じる問題がある。そこで、3章では多重露光画像統合において、画像間のゆらぎ(ノイズ)を画像間閾値処理により除去し、シフト不変ウェーブレット変換領域で、多重露光画像の統合とノイズ除去を同時に実現する画像内閾値処理を施すことで、効率的に統合の過程でノイズを除去する新たな多重露光画像統合手法を提案した。また、統合の際にセンサーノイズと量子化誤差を選択的に低減可能な重み関数を提案し、その有効性を実験より示した。4章では、高露光画像の暗部がセンサーノイズにより劣化するほど非常に暗いシーンにおいても、鮮明で高品質なHDR画像生成を実現する、補助画像を用いた多重露光画像統合手法を提案した。従来の最も性能の高いノイズ除去手法であるBM3Dに比べ大幅なSN比の改善を実現し、定性評価においても従来手法に比べ鮮明な暗部の詳細復元を実現した。5章では、統合においてノイズを抑圧する重みの推定問題を凸最適化問題として定式化し、それを効率的に解くアルゴリズムを提案した。従来のTV正則化に比べ、画像本来のエッジを維持しつつ、暗部、明部ともに高精度なノイズ除去を実現した。それぞれの手法には処理コストとノイズ除去性能にトレードオフの関係があり、処理コストの低

減を優先する場合は、3章で提案した手法を、よりノイズ除去の性能を優先する場合は、5章で提案した手法を用いると良い。また、ストロボ撮影が可能なシーンであれば、4章で提案する手法が最も効率よく高精度に鮮明なHDR画像を生成することができるため、ユーザーの利用用途に合った手法の選択により柔軟で効率的な画像生成が可能である。

## 7.2 露光飽和と焦点ボケを同時にもつ多重露光画像統合による高コントラスト画像生成

大口径レンズを用いた暗所撮影では、統合により全焦点画像を生成するために、焦点距離と露光時間をともに変化させ多重露光画像を撮影する必要がある。従来の統合手法であるEFを用いて多重露光画像を統合した場合、統合結果に焦点ボケによるボケが生じ、コントラストの低下が問題となる。従来の全焦点画像生成手法では、露光の変化を考慮していないため、高コントラストではあるが、不自然な輝度分布の画像が得られる。露光飽和と焦点ボケを同時に考慮している手法はこれまで確立されていない。そこで、露光飽和と焦点ボケを同時に解決する新たな多重露光画像統合手法を提案した。提案手法では、自然で高コントラストな画像を生成するために、入力の多重露光画像をストラクチャ/テクスチャ成分に分解し、それぞれの成分を適切に統合する新たな多重露光画像統合手法を提案した。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、露光飽和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および屋外の自然シーンより取得した焦点距離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。

## 7.3 提案手法の問題点と将来への展望

本論文では、暗所撮影で生じるセンサーノイズ、焦点ボケ、擬似エッジなど様々な問題を解決する新たな多重露光画像統合手法を提案し、高ダイナミックレンジでノイズのない鮮明な画像を生成する方法を確立した。問題の明確化と手法の簡略化のために、位置ズレのない静止シーンの多重露光画像統合を入力とした統合手法を提案している。三脚を用いることで位置ズレのない多重露光画像を取得できるが、日常生活での利用を想定した場合、このような状況を常に確保することは難しい。そのため、手持ちカメラ撮影への対応がHDR画像の普及に必須の課題である。高感度撮影や大口径レンズを用いることにより露光時間を短く抑え手ぶれを回避することができたとしても、複数枚の画像の撮影では微小な画像間のズレが生じてしまう。しかしながら、比較的単純なズレであれば従来の位置ズレ補正手法により十分に補正可能であり、補正後の画像群に対し提案する統合手法がそのまま利用可能である。スマートフォンやタブレットPC、ウェアラブルデバイスなどの携帯端

末の普及に伴い、それらを用いて撮影された画像を基に鮮明でダイナミックレンジの高い画像の効率的な生成方法の確立が求められている。そこで、画像間の位置ズレの問題、画像のノイズや焦点ボケの問題を同時に解決する効率的で革新的な手法が必要となると考えられる。本研究で得られた新たな知見が、この問題を解決するための手がかりとなり、画像処理をはじめとする工学の発展による豊かな社会の実現へ貢献できることを願って、本論文を結ぶ。

# 付録

## 式 (3.12) の導出

まず, 式 (3.11) のコスト関数を再掲する.

$$\min_{\hat{v}_j} E_{HDR}(\hat{v}_j) = |\hat{v}_j|^0 + \frac{\lambda}{K} \sum_{k=1}^K (\hat{v}_j - v_j^k)^2$$

ここで, 式 (3.11) のコスト関数  $E_{HDR}(\hat{v}_j)$  は  $\hat{v}_j$  で不連続となる.  $\hat{v}_j \neq 0$  のとき,

$$E_{HDR}(\hat{v}_j) = 1 + \frac{\lambda}{K} \sum_{k=1}^K (\hat{v}_j - v_j^k)^2 \quad (7.1)$$

となり, 解は  $\hat{v}_j^* = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K v_j^k$  となる.

(I)  $\hat{v}_j = 0$  のとき,

$$E_{HDR}(0) = \frac{\lambda}{K} \sum_{k=1}^K v_j^k{}^2 \quad (7.2)$$

となり,

(II)  $\hat{v}_j = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K v_j^k$  のとき,

$$E_{HDR}(\hat{v}_j) = 1 + \frac{\lambda}{K} \sum_{k=1}^K \left( \left( \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K v_j^k \right)^2 - 2 \left( \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K v_j^k \right) \hat{v}_j + \hat{v}_j^2 \right) \quad (7.3)$$

$$= 1 - \lambda \left( \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K v_j^k \right)^2 + \frac{\lambda}{K} \sum_{k=1}^K (v_j^k)^2 \quad (7.4)$$

となる. よって, 最適解  $\hat{v}_j^*$  は次式によって与えられる.

$$\hat{v}_j^* = \begin{cases} 0, & \text{if } 1 - \lambda \left( \frac{1}{K} \sum_k v_j^k \right)^2 > 0 \\ \frac{1}{K} \sum_k v_j^k, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7.5)$$

## 参考文献

- [1] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, and E. Simoncelli, “Image quality assessment: from error visibility to structural similarity,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol.13, no.4, pp.600–612, April 2004.
- [2] 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 Inc., 2005.
- [3] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images,” *Proc. IEEE ICCV*, pp.839–846, 1998.
- [4] T. Mitsunaga and S. Nayar, “Radiometric self calibration,” *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on*, pp.374–380, 1999.
- [5] E. Reinhard, M. Stark, P. Shirley, and J. Ferwerda, “Photographic tone reproduction for digital images,” *ACM Trans. Graph.*, vol.21, no.3, pp.267–276, July 2002.
- [6] G. Petschnigg, R. Szeliski, M. Agrawala, M. Cohen, H. Hoppe, and K. Toyama, “Digital photography with flash and no-flash image pairs,” *ACM Trans. Graph.*, vol.23, no.3, pp.664–672, Aug. 2004.
- [7] T. Mertens, J. Kautz, and F.V. Reeth, “Exposure fusion,” *Computer Graphics and Applications, Pacific Conference on*, pp.382–390, 2007.
- [8] J. Shen, Y. Zhao, and Y. He, “Detail-preserving exposure fusion using sub-band architecture,” *The Visual Computer*, vol.28, no.5, pp.463–473, 2012.
- [9] S. Li, X. Kang, and J. Hu, “Image fusion with guided filtering,” *IEEE Transactions on Image Processing*, pp.2864–2875, 2013.
- [10] A. Sufi, D. Zhang, and G. van der Wal, “A single algorithm combining exposure and focus fusion,” *Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on*, pp.1325–1328, Sept 2011.

- [11] S. Mann and R.W. Picard, “On being ‘undigital’ with digital cameras: Extending dynamic range by combining differently exposed pictures,” *Proceedings of IS&T*, pp.442–448, 1995.
- [12] P.E. Debevec and J. Malik, “Recovering high dynamic range radiance maps from photographs,” *Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH '97*, pp.369–378, ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 1997.
- [13] S. Mann, “Comparametric equations with practical applications in quantitative image processing,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol.9, no.8, pp.1389–1406, 2000.
- [14] S.B. Kang, M. Uyttendaele, S. Winder, and R. Szeliski, “High dynamic range video,” *ACM Trans. Graph.*, vol.22, no.3, pp.319–325, July 2003.
- [15] T. Jinno and M. Okuda, “Motion blur free hdr image acquisition using multiple exposures,” *Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on*, pp.1304–1307, Oct 2008.
- [16] K. Jacobs, C. Loscos, and G. Ward, “Automatic high-dynamic range image generation for dynamic scenes,” *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol.28, no.2, pp.84–93, 2008.
- [17] T. Buades, Y. Lou, J.M. Morel, and Z. Tang, “A note on multi-image denoising,” *Local and Non-Local Approximation in Image Processing, 2009. LNLA 2009. International Workshop on*, pp.1–15, 2009.
- [18] A. Vavilin, K. Deb, and K.H. Jo, “Fast hdr image generation technique based on exposure blending,” *Proceedings of the 23rd International Conference on Industrial Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems - Volume Part III, IEA/AIE'10*, pp.379–388, Springer-Verlag, 2010.
- [19] Y.S. Heo, K.M. Lee, S.U. Lee, Y. Moon, and J. Cha, “Ghost-free high dynamic range imaging,” *ACCV (4), Lecture Notes in Computer Science*, vol.6495, pp.486–500, Springer, 2010.
- [20] M. Tico, N. Gelfand, and K. Pulli, “Motion-blur-free exposure fusion,” *Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on*, pp.3321–3324, Sept 2010.
- [21] R. Shen, I. Cheng, J. Shi, and A. Basu, “Generalized random walks for fusion of multi-exposure images,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol.20, no.12, pp.3634–3646, Dec 2011.

- [22] H. Zimmer, A. Bruhn, and J. Weickert, “Freehand hdr imaging of moving scenes with simultaneous resolution enhancement.,” *Comput. Graph. Forum*, vol.30, no.2, pp.405–414, 2011.
- [23] S. Mangiat and J. Gibson, “Spatially adaptive filtering for registration artifact removal in hdr video,” *Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on*, pp.1317–1320, Sept 2011.
- [24] G. Karadag and A.O. Akyuz, “Color preserving hdr fusion for dynamic scenes.,” *Journal of WSCG*, vol.20, no.2, pp.155–160, 2012.
- [25] A. Srikantha and D. Sidibé, “Ghost detection and removal for high dynamic range images: Recent advances,” *Image Commun.*, vol.27, no.6, pp.650–662, July 2012.
- [26] T. Jinno and M. Okuda, “Multiple exposure fusion for high dynamic range image acquisition,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol.21, no.1, pp.358–365, 2012.
- [27] A.W. Fitzgibbon, S. Lazebnik, P. Perona, Y. Sato, and C. Schmid, eds., *Computer Vision - ECCV 2012 - 12th European Conference on Computer Vision, Florence, Italy, October 7-13, 2012, Proceedings, Part I, Lecture Notes in Computer Science*, vol.7572, Springer, 2012.
- [28] M. Gupta, D. Iso, and S. Nayar, “Fibonacci Exposure Bracketing for High Dynamic Range Imaging,” *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp.1–8, Dec 2013.
- [29] N.K. Kalantari, E. Shechtman, C. Barnes, S. Darabi, D.B. Goldman, and P. Sen, “Patch-based high dynamic range video,” *ACM Trans. Graph.*, vol.32, no.6, pp.202:1–202:8, Nov. 2013.
- [30] R. Ramirez Orozco, C. Loscos, I. Martin, and A. Artusi, “Patch-based registration for auto-stereoscopic hdr content creation,” *HDRi2013 - First International Conference and SME Workshop on HDR imaging*, ed. B. M. and M.R. (Editors)., Porto, Portugal, April 2013.
- [31] M. Granados, K.I. Kim, J. Tompkin, and C. Theobalt, “Automatic noise modeling for ghost-free hdr reconstruction,” *ACM Trans. Graph.*, vol.32, no.6, pp.201:1–201:10, Nov. 2013.
- [32] J. Hu, O. Gallo, K. Pulli, and X. Sun, “Hdr deghosting: How to deal with saturation?,” *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013 IEEE Conference on*, pp.1163–1170, June 2013.

- [33] O. Gallo, A. Troccoli, J. Hu, K. Pulli, and J. Kautz, “Locally non-rigid registration for mobile hdr photography,” *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPR)*, 2015 IEEE Conference on, pp.48–55, June 2015.
- [34] O.T. Tursun, A.O. Akyuz, A. Erdem, and E. Erdem, “The state of the art in hdr deghosting: A survey and evaluation.,” *Comput. Graph. Forum*, vol.34, no.2, pp.683–707, 2015.
- [35] S. Raman and S. Chaudhuri, “Bilateral Filter Based Compositing for Variable Exposure Photography,” *Eurographics 2009 - Short Papers*, ed. P. Alliez and M. Magnor, The Eurographics Association, 2009.
- [36] N. Gelfand, A. Adams, S.H. Park, and K. Pulli, “Multi-exposure imaging on mobile devices,” *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia, MM '10*, pp.823–826, ACM, 2010.
- [37] K. Kotwal and S. Chaudhuri, “An optimization-based approach to fusion of multi-exposure, low dynamic range images,” *Information Fusion (FUSION)*, 2011 Proceedings of the 14th International Conference on, pp.1–7, July 2011.
- [38] W. Wang and M. Ng, “A variational method for multiple-image blending,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol.21, no.4, pp.1809–1822, April 2012.
- [39] F.J. Estrada, “Time-lapse image fusion.,” *ECCV Workshops (2)*, ed. A. Fusiello, V. Murino, and R. Cucchiara, *Lecture Notes in Computer Science*, vol.7584, pp.441–450, Springer, 2012.
- [40] S. Li and X. Kang, “Fast multi-exposure image fusion with median filter and recursive filter,” *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, vol.58, no.2, pp.626–632, May 2012.
- [41] M. Bertalmio and S. Levine, “Variational approach for the fusion of exposure bracketed pairs,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol.22, no.2, pp.712–723, Feb 2013.
- [42] H. Singh, V. Kumar, and S. Bhooshan, “Anisotropic diffusion for details enhancement in multi-exposure image fusion,” *CoRR*, vol.abs/1307.2818, 2013.
- [43] J. Shen, Y. Zhao, S. Yan, and X. Li, “Exposure fusion using boosting laplacian pyramid,” *Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol.44, no.9, pp.1579–1590, Sept 2014.

- [44] K. Zeng, K. Ma, R. Hassen, and Z. Wang, “Perceptual evaluation of multi-exposure image fusion algorithms,” *Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*, 2014 Sixth International Workshop on, pp.7–12, Sept 2014.
- [45] F.J. Estrada, “Temporal image fusion,” *CoRR*, vol.abs/1403.0087, 2014.
- [46] Y. Li, L. Sharan, and E.H. Adelson, “Compressing and companding high dynamic range images with subband architectures,” *ACM Trans. Graph.*, vol.24, no.3, pp.836–844, July 2005.
- [47] G. Ward and M. Simmons, “Jpeg-hdr: A backwards-compatible, high dynamic range extension to jpeg,” *ACM SIGGRAPH 2006 Courses, SIGGRAPH '06*, ACM, 2006.
- [48] M. Okuda and N. Adami, “Two-layer coding algorithm for high dynamic range images based on luminance compensation,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol.18, no.5, pp.377 – 386, 2007. Special issue on High Dynamic Range Imaging.
- [49] 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.
- [50] T. Jinno, M. Okuda, and N. Adami, “New local tone mapping and two-layer coding for hdr images,” *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2012 IEEE International Conference on*, pp.765–768, IEEE, 2012.
- [51] T. Jinno, H. Watanabe, and M. Okuda, “High contrast tone-mapping and its application for two-layer high dynamic range coding,” *Signal Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), 2012 Asia-Pacific*, pp.1–4, 2012.
- [52] K. Zuiderveld, “Graphics gems iv,” ch. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, pp.474–485, Academic Press Professional, Inc., San Diego, CA, USA, 1994.
- [53] S.N. Pattanaik, J. Tumblin, H. Yee, and D.P. Greenberg, “Time-dependent visual adaptation for fast realistic image display,” *Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH '00*, pp.47–54, ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 2000.

- [54] F. Durand and J. Dorsey, “Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images,” *ACM Trans. Graph.*, vol.21, no.3, pp.257–266, July 2002.
- [55] R. Fattal, D. Lischinski, and M. Werman, “Gradient domain high dynamic range compression,” *ACM Trans. Graph.*, vol.21, no.3, pp.249–256, July 2002.
- [56] R. Mantiuk, K. Myszkowski, and H.P. Seidel, “A perceptual framework for contrast processing of high dynamic range images,” *ACM Trans. Appl. Percept.*, vol.3, no.3, pp.286–308, July 2006.
- [57] L. Yuan and J. Sun, “Automatic exposure correction of consumer photographs,” *Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision - Volume Part IV, ECCV’12, Berlin, Heidelberg*, pp.771–785, Springer-Verlag, 2012.
- [58] T. Pouli, A. Artusi, F. Banterle, A.O. Akyuz, H.P. Seidel, and E. Reinhard, “Color correction for tone reproduction,” *CIC21: Twenty-first Color and Imaging Conference*, pp.215–220, Society for Imaging Science and Technology (IS&T), Society for Imaging Science and Technology (IS&T), November 2013.
- [59] T.O. Aydin, N. Stefanoski, S. Croci, M. Gross, and A. Smolic, “Temporally coherent local tone mapping of hdr video,” *ACM Trans. Graph.*, vol.33, no.6, pp.196:1–196:13, Nov. 2014.
- [60] S. Li, X. Kang, J. Hu, and B. Yang, “Image matting for fusion of multi-focus images in dynamic scenes,” *Inf. Fusion*, vol.14, no.2, pp.147–162, April 2013.
- [61] D.L. Donoho and I.M. Johnstone, “Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage,” *Biometrika*, vol.81, pp.425–455, 1994.
- [62] D.L. Donoho, “De-noising by soft-thresholding,” *IEEE Trans. Inf. Theor.*, vol.41, no.3, pp.613–627, May 1995.
- [63] R.H. Chan, T.F. Chan, L. Shen, and Z. Shen, “Wavelet algorithms for high-resolution image reconstruction,” *SIAM Journal on Scientific Computing*, vol.24, pp.1408–1432, 2002.
- [64] A. Buades, B. Coll, and J.M. Morel, “A non-local algorithm for image denoising,” *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’05) - Volume 2 - Volume*

- 02, CVPR '05, Washington, DC, USA, pp.60–65, IEEE Computer Society, 2005.
- [65] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, “Image denoising by sparse 3-d transform-domain collaborative filtering,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.16, no.8, pp.2080–2095, Aug 2007.
- [66] K. Dabov, R. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, “Image restoration by sparse 3d transform-domain collaborative filtering,” *SPIE Electronic Imaging*, 2008.
- [67] T. Saito, N. Fujii, and T. Komatsu, “Iterative soft color-shrinkage for color-image denoising,” *Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference on*, pp.3837–3840, 2009.
- [68] L. Karacan, E. Erdem, and A. Erdem, “Structure-preserving image smoothing via region covariances,” *ACM Trans. Graph.*, vol.32, no.6, pp.176:1–176:11, Nov. 2013.
- [69] A. Levin, R. Fergus, F. Durand, and W.T. Freeman, “Image and depth from a conventional camera with a coded aperture,” *ACM Trans. Graph.*, vol.26, no.3, July 2007.
- [70] Q. Shan, J. Jia, and A. Agarwala, “High-quality motion deblurring from a single image,” *ACM Trans. Graph.*, vol.27, no.3, pp.73:1–73:10, Aug. 2008.
- [71] L. Yuan, J. Sun, L. Quan, and H.Y. Shum, “Progressive inter-scale and intra-scale non-blind image deconvolution,” *ACM Trans. Graph.*, vol.27, no.3, pp.74:1–74:10, Aug. 2008.
- [72] D. Krishnan and R. Fergus, “Fast image deconvolution using hyper-laplacian priors.,” *NIPS*, ed. Y. Bengio, D. Schuurmans, J.D. Lafferty, C.K.I. Williams, and A. Culotta, pp.1033–1041, Curran Associates, Inc., 2009.
- [73] R. Raskar, K.H. Tan, R. Feris, J. Yu, and M. Turk, “Non-photorealistic camera: Depth edge detection and stylized rendering using multi-flash imaging,” *ACM Trans. Graph.*, vol.23, no.3, pp.679–688, Aug. 2004.
- [74] E. Eisemann and F. Durand, “Flash photography enhancement via intrinsic relighting,” *ACM Trans. Graph. (Proc. SIGGRAPH)*, vol.23, pp.673–678, 2004.

- [75] A. Agrawal, R. Raskar, S.K. Nayar, and Y. Li, “Removing photography artifacts using gradient projection and flash-exposure sampling,” *ACM Trans. Graph. (Proc. SIGGRAPH)*, vol.24, pp.828–835, 2005.
- [76] D. Crispell, D. Lanman, P.G. Sibley, Y. Zhao, and G. Taubin, “Beyond silhouettes: Surface reconstruction using multi-flash photography,” *3D Data Processing Visualization and Transmission, International Symposium on*, vol.0, pp.405–412, 2006.
- [77] J. Sun, Y. Li, S. Bing, and K.H. yeung Shum, “Flash matting,” In *Proceedings of ACM SIGGRAPH*, pp.772–778, ACM Press, 2006.
- [78] J. Sun, S.B. Kang, Z. Xu, X. Tang, and H.Y. Shum, “Flash cut: Foreground extraction with flash and no-flash image pairs,” *CVPR, IEEE Computer Society*, 2007.
- [79] 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, 2007.
- [80] R. Feris, R. Raskar, L. Chen, K. Tan, and M. Turk, “Multiflash stereopsis: Depth-edge-preserving stereo with small baseline illumination,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.30, no.1, pp.147–159, 2008.
- [81] M. Glencross, G.J. Ward, F. Melendez, C. Jay, J. Liu, and R. Hubbard, “A perceptually validated model for surface depth hallucination,” *ACM Trans. Graph.*, vol.27, no.3, pp.59:1–59:8, Aug. 2008.
- [82] D. Krishnan and R. Fergus, “Dark flash photography,” *ACM Trans. Graph.*, vol.28, no.3, pp.96:1–96:11, July 2009.
- [83] D. Lanman, D. Hauage, and G. Taubin, “Shape from depth discontinuities under orthographic projection,” *Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*, 2009 IEEE 12th International Conference on, pp.1550–1557, Sept 2009.
- [84] O. Whyte, J. Sivic, A. Zisserman, and J. Ponce, “Non-uniform deblurring for shaken images,” *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2010 IEEE Conference on, pp.491–498, June 2010.
- [85] D.G. Shaojie Zhuo and T. Sim, “Robust flash deblurring,” *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2010.

- [86] K. He, J. Sun, and X. Tang, “Guided image filtering,” Proceedings of the 11th European conference on Computer vision: Part I, ECCV’10, pp.1–14, 2010.
- [87] K. Shirai, M. Okamoto, and M. Ikehara, “Noiseless no-flash photo creation by color transform of flash image,” Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on, pp.3437–3440, Sept 2011.
- [88] C. Zhou, A. Troccoli, and K. Pulli, “Robust stereo with flash and no-flash image pairs,” Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on, pp.342–349, June 2012.
- [89] J. Lu, K. Shi, D. Min, L. Lin, and M. Do, “Cross-based local multipoint filtering,” Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on, pp.430–437, 2012.
- [90] Y. Taguchi, “Rainbow flash camera: Depth edge extraction using complementary colors,” European Conference on Computer Vision (ECCV), pp.513–527, Oct. 2012.
- [91] H.J. Seo and P. Milanfar, “Robust flash denoising/deblurring by iterative guided filtering,” vol.2012:3, pp.1–19, 2012.
- [92] K. He, J. Sun, and X. Tang, “Guided image filtering,” Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol.35, no.6, pp.1397–1409, June 2013.
- [93] Y. Hacoen, E. Shechtman, and D. Lischinski, “Deblurring by example using dense correspondence,” Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference on, Dec 2013.
- [94] K. Iwata, K. Shirai, and M. Okuda, “Local color distribution projection filtering using a homogeneous coordinate system,” Image Processing (ICIP), 2013 20th IEEE International Conference on, pp.2274–2278, Sept 2013.
- [95] T. Baba, R. Matsuoka, S. Ono, K. Shirai, and M. Okuda, “Flash/no-flash image integration using convex optimization,” Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014 IEEE International Conference on, pp.1185–1189, May 2014.
- [96] A. Sharma, V. Bhateja, and A. Sinha, “Synthesis of flash and no-flash image pairs using guided image filtering,” Signal Processing and Integrated Networks (SPIN), 2015 2nd International Conference on, pp.768–773, Feb 2015.

- [97] S. Li and B. Yang, “Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency,” *Image Vision Comput.*, vol.26, no.7, pp.971–979, July 2008.
- [98] 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. Proceedings of SIGGRAPH 2011.
- [99] S. Paris and F. Durand, “A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach,” *Int. J. Comput. Vision*, vol.81, no.1, pp.24–52, Jan. 2009.
- [100] Q. Yang, K.H. Tan, and N. Ahuja, “Real-time  $O(1)$  bilateral filtering,” *Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on*, pp.557–564, June 2009.
- [101] S. Yoshizawa, A.G. Belyaev, and H. Yokota, “Fast gauss bilateral filtering.,” *Comput. Graph. Forum*, vol.29, no.1, pp.60–74, 2010.
- [102] K.N. Chaudhury, D. Sage, and M. Unser, “Fast  $O(1)$  bilateral filtering using trigonometric range kernels,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.20, no.12, pp.3376–3382, Dec 2011.
- [103] K.N. Chaudhury, “Constant-time filtering using shiftable kernels,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.18, no.11, pp.651–654, Nov 2011.
- [104] K.N. Chaudhury, “Acceleration of the shiftable  $O(1)$  algorithm for bilateral filtering and nonlocal means,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.22, no.4, pp.1291–1300, April 2013.
- [105] K. Sugimoto and S.I. Kamata, “Compressive bilateral filtering,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.24, no.11, pp.3357–3369, Nov 2015.
- [106] Y. Wang, J. Yang, W. Yin, and Y. Zhang, “A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction,” *SIAM J. Img. Sci.*, vol.1, no.3, pp.248–272, Aug. 2008.
- [107] S. Ono, T. Miyata, and Y. Sakai, “Colorization-based coding by focusing on characteristics of colorization bases,” *Picture Coding Symposium (PCS)*, 2010, pp.230–233, Dec 2010.
- [108] S. Ono, T. Miyata, and K. Yamaoka, “Total variation-wavelet-curvelet regularized optimization for image restoration,” *Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on*, pp.2665–2668, Sept 2011.

- [109] F. Deng, S.J. Kim, Y.W. Tai, and M.S. Brown, “Color-aware regularization for gradient domain image manipulation,” Proc. Asian Conference on Computer Vision, 2012.
- [110] S. Ono, T. Miyata, I. Yamada, and K. Yamaoka, “Missing region recovery by promoting blockwise low-rankness,” Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2012 IEEE International Conference on, pp.1281–1284, March 2012.
- [111] S. Ono and I. Yamada, “A hierarchical convex optimization approach for high fidelity solution selection in image recovery,” Signal Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), 2012 Asia-Pacific, pp.1–6, Dec 2012.
- [112] S. Ono and I. Yamada, “Optimized jpeg image decompression with super-resolution interpolation using multi-order total variation,” Image Processing (ICIP), 2013 20th IEEE International Conference on, pp.474–478, Sept 2013.
- [113] S. Ono and I. Yamada, “Poisson image restoration with likelihood constraint via hybrid steepest descent method,” Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on, pp.5929–5933, May 2013.
- [114] S. Ono and I. Yamada, “A convex regularizer for reducing color artifact in color image recovery,” Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013 IEEE Conference on, pp.1775–1781, June 2013.
- [115] S. Ono and I. Yamada, “Second-order total generalized variation constraint,” Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014 IEEE International Conference on, pp.4938–4942, May 2014.
- [116] S. Ono and I. Yamada, “Decorrelated vectorial total variation,” Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014 IEEE Conference on, pp.4090–4097, June 2014.
- [117] S. Ono, T. Miyata, and I. Yamada, “Cartoon-texture image decomposition using blockwise low-rank texture characterization,” Image Processing, IEEE Transactions on, vol.23, no.3, pp.1128–1142, March 2014.
- [118] J. Yuan, B. Miles, G. Garvin, X.C. Tai, and A. Fenster, “Efficient convex optimization approaches to variational image fusion,” Numerical Mathematics: Theory, Methods and Applications, vol.7, pp.234–250, 5 2014.

- [119] S. Ono and I. Yamada, “Signal recovery with certain involved convex data-fidelity constraints,” *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol.63, no.22, pp.6149–6163, Nov 2015.
- [120] D. Gabay and B. Mercier, “A dual algorithm for the solution of nonlinear variational problems via finite element approximation,” *Computers & Mathematics with Applications*, vol.2, no.1, pp.17 – 40, 1976.
- [121] M. Yamagishi, S. Ono, and I. Yamada, “Two variants of alternating direction method of multipliers without certain inner iterations and their application to image super-resolution,” *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2012 IEEE International Conference on*, pp.3661–3664, March 2012.
- [122] L. Condat, “A primal-dual splitting method for convex optimization involving Lipschitzian, proximable and linear composite terms,” *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol.158, no.2, pp.460–479, 2013.
- [123] P. Bianchi, W. Hachem, and I. Franck, “A stochastic coordinate descent primal-dual algorithm and applications,” *Machine Learning for Signal Processing (MLSP), 2014 IEEE International Workshop on*, pp.1–6, Sept 2014.
- [124] J.J. Moreau, “Fonctions convexes duales et points proximaux dans un espace hilbertien.,” *Comptes Rendus de l’Académie des Sciences (Paris), Série A*, vol.255, pp.2897–2899, 1962.
- [125] J.J. Moreau, “Proximité et dualité dans un espace hilbertien,” *Bulletin de la S. M. F.*, vol.93, pp.273–299, 1965.
- [126] R.T. Rockafellar, R.J.B. Wets, and M. Wets, *Variational analysis, Grundlehren der mathematischen Wissenschaften*, Springer, Berlin, Heidelberg, New York, 1998. Autres tirages : 2004.
- [127] H.H. Bauschke and P.L. Combettes, *Convex analysis and monotone operator theory in Hilbert spaces*, CMS Books in mathematics, Springer, New York, Dordrecht, Heidelberg, 2011.
- [128] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, 2nd edition ed., Academic Press, 1999.
- [129] R. Barrett, M. Berry, T.F. Chan, J. Demmel, J. Donato, J. Dongarra, V. Eijkhout, R. Pozo, C. Romine, and H.V. der Vorst, *Templates for the Solution of Linear Systems: Building Blocks for Iterative Methods*, 2nd Edition, SIAM, Philadelphia, PA, 1994.

- [130] G.H. Golub and C.F. Van Loan, *Matrix Computations* (3rd Ed.), Johns Hopkins University Press, Baltimore, MD, USA, 1996.
- [131] M. Turkan, D. Thoreau, and P. Guillotel, “Optimized neighbor embeddings for single-image super-resolution,” *Image Processing (ICIP)*, 2013 20th IEEE International Conference on, pp.645–649, Sept 2013.
- [132] M. Irani and S. Peleg, “Motion analysis for image enhancement: Resolution, occlusion, and transparency,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol.4, pp.324–335, 1993.
- [133] W. Freeman, T. Jones, and E. Pasztor, “Example-based super-resolution,” *Computer Graphics and Applications*, IEEE, vol.22, no.2, pp.56–65, Mar 2002.
- [134] S.T. Roweis and L.K. Saul, “Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding,” *Science*, vol.290, no.5500, pp.2323–2326, December 2000.
- [135] P. Burt and E. Adelson, “The laplacian pyramid as a compact image code,” *Communications*, IEEE Transactions on, vol.31, no.4, pp.532–540, Apr 1983.
- [136] J. Zaragoza, T.J. Chin, M.S. Brown, and D. Suter, “As-projective-as-possible image stitching with moving dlt.,” *CVPR*, pp.2339–2346, IEEE, 2013.
- [137] R.I. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*, second ed., Cambridge University Press, ISBN: 0521540518, 2004.
- [138] D.G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *Int. J. Comput. Vision*, vol.60, no.2, pp.91–110, Nov. 2004.
- [139] 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.

# 謝辞

本研究は、著者が北九州市立大学大学院 国際環境工学研究科 博士後期課程に在籍中に行ったものであり、本研究を進めるにあたり、ご指導、ご助言を厚く賜った指導教授及び本論文の主査である北九州市立大学 国際環境工学部 奥田 正浩 教授に深謝の意を表します。

ご多忙の中、本論文の副査を快く引き受けてくださり、ご丁寧なご助言を賜りました北九州市立大学 国際環境工学部 上原 聡 教授、森田 洋 教授、山崎 恭 准教授に深謝申し上げます。

更に、公私にわたり大変有益な御指導、ご助言に御尽力していただいた北九州市立大学 国際環境工学部 京地 清介 准教授、豊橋技術科学大学大学院 情報・知能工学系 神納 貴生 助教、信州大学 工学部 白井 啓一郎 助教、東京工業大学 像情報工学研究所 小野 峻佑 助教、そして、北九州市立大学大学院 国際環境工学研究科 博士後期課程 馬場 達也 氏、同じく Mia Rizkinia 氏を始めとする奥田研究室の全ての諸兄に厚く御礼申し上げます。

2016年3月