

学位論文 博士（工学）

高精度かつ高解像度な三次元計測のための  
画像による形状情報の補間

2014年度

慶應義塾大学大学院理工学研究科

松尾 清史



## 概要

環境の形状情報を計測する技術、三次元計測技術は近年その応用範囲を拡大している。生活に身近な家庭用ゲーム機やパーソナルコンピュータのインタフェースから、駅ホームドアにおける支障物の検知システム、重機の遠隔操作補助システム、自動車の衝突回避・衝撃緩和システムといった産業的な応用まで、さまざまな場面で三次元計測技術が利用されてきている。安価なセンサの登場と、計算機の性能向上などのハードウェアにおける技術革新が応用範囲の拡大を後押しする中で、形状情報に対する情報処理技術が近年盛んに研究されている。三次元形状情報に対する処理技術はコンピュータビジョン分野以外にも、コンピュータグラフィックス分野、ロボティクス分野といった広範囲な分野で扱われており、これらの研究を支える三次元計測技術の重要性は今後もより高まると考えられる。

この中で本論文では、屋外環境下での高精度かつ高解像度な三次元計測の実現を目的とした、形状情報の補間技術を取り扱う。屋外環境下での高精度かつ高解像度な三次元計測技術は、形状情報の産業的な応用を行う上で基本となる重要な技術であるが、未だ実用化には至っていない。屋外環境において高精度な計測をおこなう際には一般的に、耐環境性能の高いレーザによる計測が用いられるが、人体への安全性を考慮する必要があり、高解像度な計測が難しいという問題が存在する。この問題に対して本論文は、レーザにより計測された疎な形状情報を、カラー画像を用いて高精度に補間することにより、高精度かつ高解像度な三次元計測を実現する手法を提案する。提案手法では、疎な形状情報とカラー画像を用いて、形状の一次近似である接平面を色の均質な小領域ごとに推定する。小領域における形状の主成分分析に加えて、色を加味した形状の主成分分析や、小領域の間における形状の繋がりを考慮した法線方向の補正手法を用いることによって、局所的な接平面を疎な形状情報とカラー画像から高精度に推定する。そして局所的な接平面群により形状の概形を把握し、概形を利用することにより高精度な補間を実現する。本論文ではデータセット *Middlebury stereo datasets* の提供するカラー画像と形状情報を用いた実験結果を元に、提案手法の有効性を示す。ここでは、実環境における性能評価に近づけるために、計測モデルを元に仮想的な計測誤差を加えたデータを用いて評価を行う。その後、実機による計測データに対する補間結果を示し、屋外環境下での高精度かつ高解像度な三次元計測の実現に向けて、今後解決すべき課題を明らかにする。



# 目次

第 1 章	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	三次元計測技術と計測原理	3
1.2.1	受動型計測	3
1.2.2	能動型計測	5
1.2.3	三次元計測技術のまとめ	7
1.3	研究目的	8
1.3.1	カラー画像を用いた形状補間の定式化	9
1.4	本論文の構成	11
1.5	語句に関する留意点	11
第 2 章	色による形状補間技術	13
2.1	カラー画像による形状情報の補間技術	13
2.1.1	大域的最適化を用いた形状情報の補間技術	13
2.1.2	局所フィルタを用いた形状情報の補間技術	15
2.1.3	既存のカラー画像による形状情報の補間技術と提案手法との比較	16
2.2	色の均質な小領域における形状の線型性に着目した関連研究	16
2.2.1	スーパーピクセル分割	17
2.2.2	一枚のカラー画像から形状情報を推定する研究 -Make3D-	17
2.2.3	Make3D と提案手法における線型性の利用方法の比較	18
2.3	本章のまとめ	19
第 3 章	概形推定に基づく形状補間	21
3.1	局所接平面による形状情報の概形推定	21
3.1.1	スーパーピクセル内の形状情報に対する接平面	23
3.1.2	スーパーピクセル周辺の色と形状情報を利用した接平面の再計算	24
3.1.3	光線追跡による接平面の連続性評価	26
3.1.4	連続的に繋がる接平面による法線方向の修正	27

3.2	形状情報の概形を用いた補間 .....	28
3.2.1	形状情報の概形による法線類似領域と曲面領域の推定.....	29
3.2.2	法線類似領域と曲面領域を用いた形状情報の補間.....	30
3.3	本章のまとめ .....	31
<b>第4章</b>	<b>補間精度と補間特性の検証</b> .....	<b>33</b>
4.1	データセットを用いた検証実験.....	33
4.1.1	データセットを用いた実験の概要.....	33
4.1.2	データセットを用いた実験における条件 .....	34
4.2	データセットに対する実験結果.....	40
4.2.1	法線ベクトルの推定結果 .....	40
4.2.2	曲面領域の推定結果 .....	47
4.2.3	補間精度の評価結果 .....	51
4.2.4	計算時間の計測結果 .....	58
4.3	デプスカメラによる計測データに対する実験 .....	59
4.3.1	デプスカメラによる計測データを用いた実験の概要 .....	59
4.3.2	デプスカメラによる計測データを用いた実験における条件.....	60
4.3.3	デプスカメラによる計測データに対する実験結果.....	62
4.4	提案手法の有効性に関する考察.....	69
<b>第5章</b>	<b>結論</b> .....	<b>71</b>
5.1	総括 .....	71
5.2	課題と展望.....	72
5.2.1	課題 .....	72
5.2.2	展望 .....	73
5.2.3	おわりに .....	74
	謝辞 .....	75
	参考文献 .....	77

# 目次

1.1	画像間の対応点を用いた三角測量. ....	3
1.2	レンズの公式. ....	4
1.3	構造化光を用いた三角測量. ....	5
1.4	Time-of-Flight 法. ....	7
1.5	面の情報に基づく形状情報の補間フロー. 左:疎な形状情報と高解像度なカラー画像 中央:形状情報の概形 (接平面群) 右: 補間結果. ....	8
1.6	カラー画像を用いた形状補間の定式化. 形状情報を奥行き画像に変換しカラー画像による奥行き画像の補間処理として 定式化. ....	10
2.1	スーパーピクセル分割の例. ....	17
3.1	局所接平面による形状情報の概形推定処理のフロー. ....	22
3.2	スーパーピクセル内の形状情報に対する接平面. ....	23
3.3	接平面の奥行き方向への幅. ....	24
3.4	接平面の再計算のためのスーパーピクセルの拡張. ....	25
3.5	画素 $p$ における接平面の間の距離 $d_p(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2)$ . ....	26
3.6	法線マップの修正例. (a) 滑らかな形状情報から計算された法線マップ, (b) 計 測誤差を含む低解像度な形状情報に対する接平面の推定結果, (c) 提案手法に よる法線方向の修正結果 (noise coefficient $k = 1.5 \times 10^{-6}$ , magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	27
3.7	法線が類似した局所領域の推定と曲面領域の推定. ....	28
3.8	法線ベクトルの量子化テーブル. ....	29
3.9	法線成分の平滑化. ....	30
3.10	法線成分の平滑化による補間誤差の変化. (a) カラー画像, (b) 曲面領域ごとの JBU フィルタによる補間誤差, (c) 法線成分の平滑化による修正後の補間誤差 (noise coefficient $k = 1.5 \times 10^{-6}$ , magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	31

4.1	データセットを用いた検証実験の概要. ....	34
4.2	仮想的な計測誤差を与えた奥行き画像の例 (noise coefficient $k = 0.0 \times 10^{-6}$ ). .	36
4.3	仮想的な計測誤差を与えた奥行き画像の例 (noise coefficient $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ). .	37
4.4	仮想的な計測誤差を与えた奥行き画像の例 (noise coefficient $k = 5.0 \times 10^{-6}$ ). .	38
4.5	仮想的な計測誤差を与えダウンサンプリングを行った奥行き画像の例 (ダウンサンプリングレート (縦 1/4, 横 1/4)). ....	39
4.6	法線ベクトルの推定結果の拡大表示 (noise coefficient $k = 3.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	42
4.7	法線ベクトルの推定結果 ( <i>Art</i> ) (magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	43
4.8	法線ベクトルの推定結果 ( <i>Books</i> ) (magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	44
4.9	法線ベクトルの推定結果 ( <i>Dolls</i> ) (magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	45
4.10	法線ベクトルの推定結果 ( <i>Moebius</i> ) (magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	46
4.11	曲面領域による領域分割の推定結果 (noise coefficient $k = 0.0 \times 10^{-6}$ ). ....	48
4.12	曲面領域による領域分割の推定結果 (noise coefficient $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ). ....	49
4.13	曲面領域による領域分割の推定結果 (noise coefficient $k = 5.0 \times 10^{-6}$ ). ....	50
4.14	各画素における補間誤差を用いた補間精度の比較 (noise coefficient $k = 0.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	52
4.15	各画素における補間誤差を用いた補間精度の比較 (noise coefficient $k = 3.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	53
4.16	各画素における補間誤差を用いた補間精度の比較 (noise coefficient $k = 5.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	54
4.17	RMSE による補間精度の比較. 上段より対象シーンのカラー画像, 計測誤差がない場合の RMSE ( $k = 0.0$ ), 計測誤差が大きい場合の RMSE ( $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ), 計測誤差が最も大きい場合の RMSE ( $5.0 \times 10^{-6}$ ), アップサンプリングレートを (x4, x4) に固定した場合の計測誤差に対する RMSE と 補間率. ....	56
4.18	MAE による補間精度の比較. 上段より対象シーンのカラー画像, 計測誤差がない場合の MAE ( $k = 0.0$ ), 計測誤差が大きい場合の MAE ( $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ), 計測誤差が最も大きい場合の MAE ( $5.0 \times 10^{-6}$ ), アップサンプリングレートを (x4, x4) に固定した場合の計測誤差に対する MAE と 補間率. ....	57
4.19	計算時間の比較. 提案手法と PWAS [61] の計算時間を各々, 赤色の実線と緑色の破線により表示 (noise coefficient $k = 3.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	58
4.20	各処理における計算時間. 緑色の領域: スーパーピクセル分割; 紫の領域: 曲面領域の推定; 水色の領域; 概形を用いた形状情報の補間 (noise coefficient $k = 3.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor $\times 4 \times 4$ ). ....	58
4.21	デプスカメラによる計測データを用いた検証実験の概要. ....	59



---

4.22	デプスカメラ DS311 の仕様 (SoftKinetic 社 HP [50] より). . . . .	60
4.23	実験環境 1 と計測されたカラー画像. . . . .	61
4.24	実験環境 2 と計測されたカラー画像. . . . .	61
4.25	Scene 1 における計測データと補間結果. . . . .	62
4.26	Scene 2 における計測データと補間結果. . . . .	63
4.27	Scene 3 における計測データと補間結果. . . . .	64
4.28	Scene 3 に対する補間結果の拡大図. . . . .	65
4.29	Scene 3 に対する補間結果におけるクッションの拡大図. . . . .	65
4.30	Scene 1 に対する補間結果における人形の拡大図. . . . .	66
4.31	Scene 2 に対する補間結果における本の拡大図. . . . .	66
4.32	Scene 4 における計測データに対する補間結果. . . . .	67
4.33	Scene 5 における計測データに対する補間結果. . . . .	68



# 表目次

- 1.1 三次元計測技術と特性. .... 7
- 4.1 実験に用いた提案手法のパラメータ. .... 39



# 第1章 序論

本章では形状情報を計測する技術である三次元計測技術の応用事例を紹介し，屋外環境下における高精度かつ高解像度な三次元計測技術が必要とされる領域と，そこでの役割を明らかにする。その後現在知られている三次元計測技術を概観し，各々の計測技術の問題点を指摘することにより，本研究の研究目的を明らかにする。

## 1.1 研究背景

安価なセンサの登場 [1,2] や計算機の性能向上などのハードウェアにおける技術革新に伴い，三次元計測技術はさまざまな場面で利用され始めている。近年では特に，駅ホームドアにおける支障物の検知システム [3-5] や重機の遠隔操作補助システム [6,7]，自動車の衝突回避・衝撃緩和システム [8-12] といった産業的な応用分野へと利用範囲が広がりつつある。こういった産業応用のための三次元計測技術の利用用途は，大きく分けて「形状を計測する用途」と「空間を監視する用途」の二種類に類別することができる。前者の用途では，環境もしくは対象物の形状を把握することが目的であり，後者の用途では，環境中の特定の領域における物の有無を把握することが目的となる。この類別は，興味の対象が「計測した対象物」であるか「計測を行う空間」であるか，という着眼点の違いによる類別といえる。本節ではこの二種類の用途について，近年の産業分野における代表的な事例 [6,12] を紹介し，各々の事例における今後の展開を考察する。その中で，屋外環境での高精度かつ高解像度な三次元計測技術が必要とされる産業分野と，そこでの役割を明らかにする。

■形状の計測を目的とした応用事例 災害現場などの安全上，人が作業することが困難な現場において工事を施行する，無人化施行システムへの応用事例 [6] を紹介する。清水建設は把持・移動・積み込みを行う建設重機に三次元レーザスキャナーを搭載し，遠隔操縦を行うオペレータが対象物の任意の角度からの映像を確認することができるシステムを開発した [6]。遠隔操縦による把持作業を行うためには，重機前面の映像情報と奥行き方向の映像情報が必要である。以前までは作業を行う車両の他に，カメラ専用の車両を用いて映像情報を取得していた。しかしカメラ専用の車両は，作業を行わないが専用のオペレータが必要であるためコスト面で

の効率が悪く、また現場によっては最適な位置にカメラを配置できないという問題が存在した。そこで三次元レーザスキャナーにより対象物の形状情報を取得し、画像処理によってオペレータが見たい視点の画像を生成することで遠隔操縦を補助するシステムが開発された。

この事例においては、把持を行う対象物と周辺的环境との位置関係をオペレータが把握する目的で、三次元計測技術が利用されている。このシステムは、今後オペレータを介さないシステムへの発展が予想される。近年では、東京電力福島第一原子力発電所における事故の影響もあり、無人化施行の自動化が求められている [13]。重機による把持・移動・積み込み作業を、オペレータを介さずに自動で行うためには、屋外環境中の物の配置と、個々の物の形状情報を詳細に把握する必要があるため、高精度かつ高解像度な三次元計測技術が求められる。

**■空間の監視を目的とした応用事例** 自動車の衝突回避・衝撃緩和システム [12] に三次元計測技術が用いられている。このシステムは、ステレオカメラやミリ波レーダー、レーザレーダーなどにより車両前方の空間を計測し、障害物を検出すると自動車のブレーキをかけるシステムである。近年、国内外の自動車メーカーが交通事故防止のために、このシステムの導入を始めている [8-12]。メーカーやシステムごとに、天候の条件によっては作動しない、自動車の速度が大きい場合は作動しない、歩行者や自転車は検知できない、といった動作条件の違いが存在する [14] が、これらの違いは、使用しているセンサの違いに起因するところが多い。例えば、ミリ波レーダーによる計測では投射する波の波長が長く空間分解能が低いため、対象物の形やサイズを詳細に識別することができない。そのため、ミリ波レーダーのみを採用したシステムでは、歩行者や自転車を検知することができない [15]。このようなセンサ固有の特性による弱点を克服するために、複数種類のセンサを用いたシステムも開発されている [8, 12]。

この事例においては、自動車前方の障害物の有無を把握する目的で、三次元計測技術が利用されている。このシステムは今後、自動車の加速、操舵、制動、全てを自動化するシステムへの発展が予想される。国土交通省のオートパイロットシステムに関する検討会は、このような自動車の運転を完全自動運転と定義している [16]。完全自動運転は、交通安全以外にも交通渋滞の解消・緩和といった自然環境改善の側面からも実現が期待されている。完全自動運転を実現するには、自動車が周辺的环境中の物の位置と種類、大きさを認識する必要がある。自動運転時に認識するべき対象は、自動車よりも小さい歩行者や自転車なども含まれる。さらに制動距離を考慮すれば、広範囲に渡って詳細に周辺的环境の形状を把握する必要がある。

ここで紹介した無人化施行支援システムと、自動車の衝突回避・衝撃緩和システムは、今後、どちらも重機や自動車という大型の機械を安全に自動化するシステムへ発展することが予想される。機械の自動化を行うには対象物に適切にアプローチするため、もしくは周囲に危険を与えないため、単一の視点から環境の形状を詳細に把握する必要がある。屋外環境での高精度かつ高解像度な三次元計測技術は、こういった機械を安全に自動化するために、環境を認識する“眼”の役割を担う技術である。しかしながら 1.2 節において後述するように、既存の三次元計測技術にはそれぞれ制限が存在し、屋外環境で単一の視点から高精度かつ高解像度な三次元計測を行う技術は確立されていない。

## 1.2 三次元計測技術と計測原理

三次元計測技術は計測の原理によって受動型計測と能動型計測の二種類に大別される。どちらの計測技術も、基本的には対象物からの反射波を観測することによって距離の計測を行う。前者は太陽などの環境光源によって生じた反射波により計測を行う技術であり、後者はセンサが照射した光や電波によって生じた反射波を用いて計測を行う技術である。本節では現在知られている三次元計測技術を、この二種類に分類し、計測原理と関連する研究を紹介する。

### 1.2.1 受動型計測

受動型計測に分類される計測手法では、環境光によって対象物から生じた反射波を観測し形状情報を計測する。反射波は画像情報として観測される。ここでは、画像間の画素の対応を作成し幾何学的な拘束条件に基づいて計測を行う多視点ステレオ法と、距離とぼけの関係を用いて計測を行うレンズ焦点法について概説する。

■多視点ステレオ法 多視点ステレオ法では、複数の視点において観測された画像情報を用いて環境形状の計測を行う。この手法ではまず、各視点における画像に対して、同一の三次元点から光が射影される画素の対応を作る。図 1.1 に示すように、基線と呼ばれる視点間の線分と、各

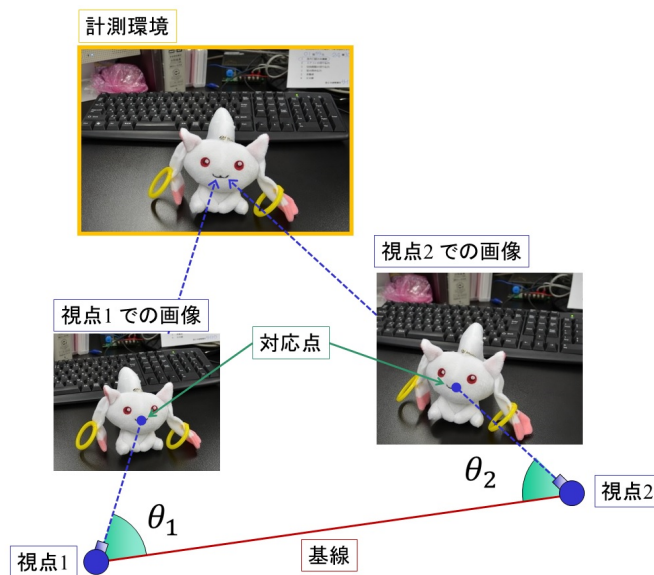


図 1.1 画像間の対応点を用いた三角測量.

視点から画素への光線方向  $\theta_1, \theta_2$  によって、画素の対応関係から三角形が一意に定まる。カメラの設置位置と向きが既知である場合は、この三角形を用いて三次元点の位置情報を計測することができる [17]。この三次元空間における三角形を用いた計測手法は三角測量と呼ばれる。

ステレオカメラは平行に並べた二つのカメラからなるセンサシステムであり、多視点ステレ

手法を用いた最も単純な計測システムである。二つのカメラが平行に設置されているため、レンズ歪みを無視すれば、同じ三次元点から光を受ける画素は基線と平行な方向に現れる。ここで、対応する画素の基線方向のずれを視差と呼ぶ。ステレオカメラを用いた三次元計測では、各画素に対して対応する画素との視差を計算することにより形状情報を計測する。視差は、以下の変換式によって画像平面からの奥行きに変換することができる [18]。

$$(\text{奥行き}) = \frac{(\text{カメラの焦点距離}) \times (\text{基線の長さ})}{(\text{視差})} \quad (1.1)$$

ステレオカメラから得られた二枚の画像に対して、対応点を生成する手法は近年も盛んに研究されており、周波数空間に着目した手法 [19]、画像全体の対応関係を大域的最適化により推定する手法 [20–22]、密な画像特徴を用いた手法 [23] など、さまざまな手法が提案されている。これらの手法は、テクスチャ情報を基にして、画素の間の対応関係を推定するため、滑らかでテクスチャのない面に対しては、形状情報を高精度に計測することができない。近年ではステレオカメラによる計測に対して、より多くの視点における画像情報を基に、建造物や都市規模の広範囲な空間に対して、三次元計測を行う技術が提案されている [24–27]。これらの手法では、三角測量から推定される形状情報に、各視点からの見え方の整合性 (photometric consistency) を考慮した補正を加えることによって、高解像度かつ高精度な三次元計測を実現する。しかしながら見え方の整合性を利用するために、環境に対してさまざまな角度から撮影した画像が必要となるため、空間的な制約によって複数の視点を確保できない状況では利用できない。1.1 節において紹介した無人化施行支援システムにおいては、複数の視点を確保できない環境であったためレーザスキャナーを用いたシステムが開発された [6]。つまり多視点ステレオ法は本研究の目的とする機械の自動化のための三次元計測には適していない。

■**レンズ焦点法** レンズ焦点法では、距離に応じて画像の「ぼけ」が変化する現象を利用して三次元計測を行う。焦点距離  $f$  とピントの合った対象物までの距離  $u$ 、レンズと画像平面の間

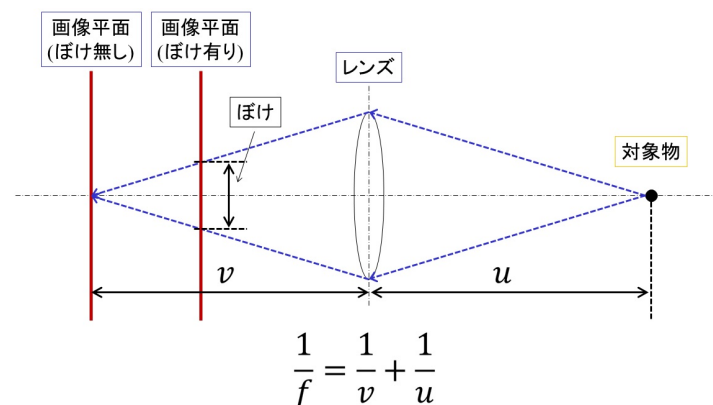


図 1.2 レンズの公式.

の距離  $v$  はレンズの公式を満たす (図 1.2 参照)。Depth from Focus 法 [28, 29] では、レンズと



画像平面の間の距離を変化させ、ピントの合う位置を探索し、レンズの公式によって対象物までの距離を計測する。一方で合焦位置を検出する方式ではなく、画像におけるぼけの量を解析し距離を計測する手法として、Depth from Defocus 法が知られている [30,31]。これらの手法は三角測量とは異なり画像の間における対応点の探索を必要とせず、複数の視点にセンサを配置する必要が無い。しかしながら、テクスチャのない滑らかな面に対しては、画像に輝度の変化が現れないため、ぼけを観測することができず、計測を行うことができない。

### 1.2.2 能動型計測

能動型計測に分類される計測手法では、光や電波を照射し、反射波を観測することによって形状情報の計測を行う。ここでは、構造が既知であるパターン光を照射し三角測量を行う構造化光を用いた三次元計測と、異なる照明条件下で撮影された複数の画像を用いて面の形状を推定する照度差ステレオ法、そして、光や電波などの電磁波を照射し反射波が戻ってくるまでの時間を観測することによって距離を計測する **Time-of-Flight** 法について概説する。

■構造化光を用いた三次元計測 構造化光を用いた三次元計測では、プロジェクタにより投影された既知のパターンを撮影し、形状の計測を行う。この手法では、画像に写ったパターンと、プロジェクタの投影光との対応関係を作り、三角測量を用いて計測を行う。ここでは図 1.3 に示すように、多視点ステレオ法におけるカメラの代わりにプロジェクタを利用する。多視点ステ

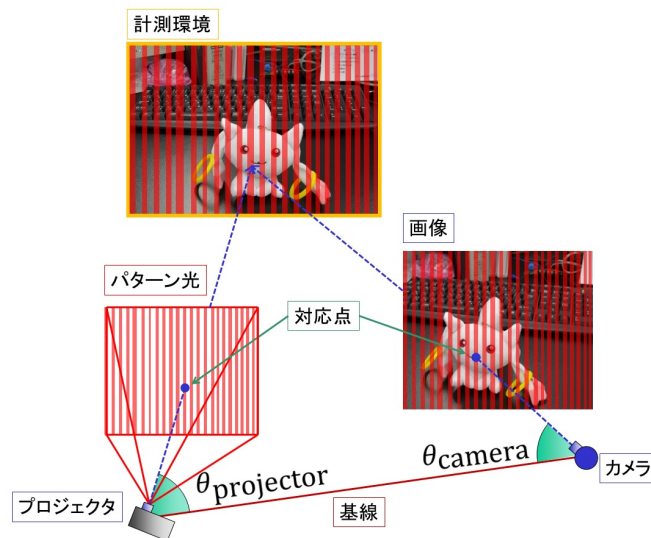


図 1.3 構造化光を用いた三角測量。

レオ法の場合は、画像情報のみを用いて対応点を作成するため、テクスチャのない面に対して形状情報の計測を行えないが、構造化光を用いた三次元計測ではプロジェクタによってパターン光を投影するため、テクスチャの無い面に対しても形状情報を計測することができる。ここで、画像中の画素とプロジェクタの投影光との対応関係を作る手法として、時間的にパターンを変

化させ位置を特定する時間エンコード法 [32–34] と、位置の特定が可能なパターンを用いた空間エンコード法 [35–37] の二種類の手法が知られている。時間エンコード法では複数のパターンを投影し画素と投影光の対応精度を向上させることで、高精度かつ高解像度な形状の計測を行うことができる。一方で、空間エンコード法ではパターンを切り替える必要がないため高速な計測を行うことができる。近年、安価な三次元計測用センサとして注目されている Microsoft Kinect™ [1] では赤外光のパターンによる空間エンコード法が用いられている [38]。しかし、構造化光を用いた三次元計測では、パターン光を観測する必要があるため、太陽光のような強い外乱光が存在する屋外環境では高精度な計測を行うことができない。

■**照度差ステレオ法** 照度差ステレオ法では、複数の照明条件で撮影した画像を用いて対象物の形状の法線分布を推定する。ここでは入射光、画像における輝度、形状の法線という三つの要素が従う物理的な拘束条件を利用する。これら三つの要素の間の拘束条件は、計測対象の反射モデルによって与えられる。影の影響を無視したランバート拡散反射モデルにおいては、画像として観測される輝度  $i$  は入射光  $\mathbf{s}$  と面の法線  $\mathbf{n}$  を用いて、以下の式により表される。

$$i = \rho \mathbf{s}^T \mathbf{n}. \quad (1.2)$$

ここで  $\rho$  は反射の強度を表すランバート拡散反射率である [39]。対象物がランバート拡散反射モデルに従うと仮定すれば、入射光と画像における各画素の輝度値をパラメータとする線型方程式によって、各画素における法線を推定することができる。この考え方を拡張し、影を含んだ対象に対する照度差ステレオ法 [40] や鏡面反射を加えた反射モデルを用いた照度差ステレオ法 [41] などが提案されている。さらに近年では、影や鏡面反射をランバート拡散反射からの外れ値としてとらえ行列補間の枠組みを用いた手法 [42] が提案されるなど、照度差ステレオ法を適用できる計測対象の反射モデルの幅が広がりつつある。照度差ステレオ法では、画素レベルで形状の法線を推定することができるため、高解像度に形状情報を計測することができる。しかし法線は形状情報の一次微分にあたる情報であるため、照度差ステレオ法では形状のスケールや絶対的な位置情報を推定することができない。また、太陽光などの環境光源下において照明条件を制御することは現実的ではないため、屋外環境における三次元計測には適していない。

■**Time-of-Flight 法** Time-of-Flight 法では光や電波、もしくは音波などを照射し、計測対象からの反射波を受信するまでの時間を測定する。送信部と受信部が十分近い場合、対象物までの距離  $L$  は受信時間  $T$  と波の速度  $v$  を用いて以下の式により計算することができる [43]。

$$L = \frac{vT}{2}. \quad (1.3)$$

図 1.4 に Time-of-Flight 法の概念図を示す。単純な計測原理であるため、この計測手法はさまざまなセンサに利用され [44–51]、屋外環境における産業応用に利用されている [3–6, 8, 9, 11, 12]。計測の精度は照射に用いる波の波長 [52] に加えて、スポットの広がり幅に依存する。そのため高精度な計測を行う場合には、電波よりも波長が短く収束性と指向性の高い赤外光のレーザが

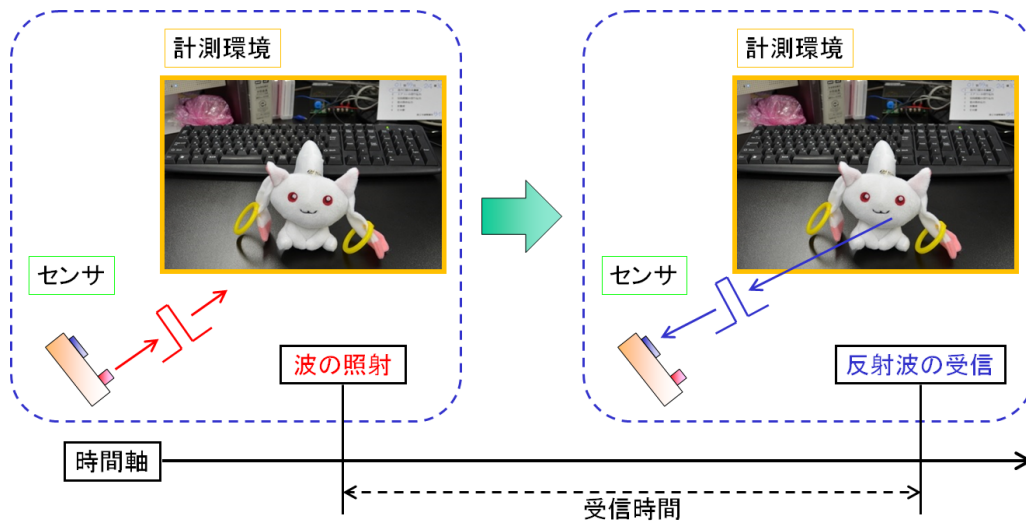


図 1.4 Time-of-Flight 法.

利用される [4–6,9]。しかしながら、計測を行う点ごとにレーザを照射する必要があるため、人体への安全性を考慮すると解像度の高い計測を行うことができない [53]。

### 1.2.3 三次元計測技術のまとめ

本節では、三次元計測技術を受動型計測 (1.2.1 節) と能動型計測 (1.2.2 節) に分類し概説を行った。表 1.1 に各計測技術の特性を示す。太陽光などの強い環境光のある屋外においては、

	多視点ステレオ法	レンズ焦点法	構造化光を用いた計測	照度差ステレオ法	Time-of-Flight 法
計測の精度	高い (視点数と配置に依存)	テクスチャに依存	高い (構造化光に依存)	高い (絶対距離は計測できない)	高い (波の波長に依存)
計測の密度	高い	高い	高い	高い	低い
耐環境性能	低い (視点数に依存)	低い	低い	低い	高い (波の特性に依存)
視点	複数視点	単一視点	単一視点	単一視点	単一視点
計測対象への制限	テクスチャが必要	テクスチャが必要	なし	既知の反射特性	なし

表 1.1 三次元計測技術と特性.

複雑なパターン光の高精度な観測や照明条件の変更は行えない。そのため構造化光を用いた三次元計測や照度差ステレオ法では、屋外環境において高精度な形状情報の計測を行うことができない。また 1.1 節で述べた機械の自動化のための環境認識には、ビルなどのテクスチャのない滑らかな対象も、単一の視点から計測する必要があるため、テクスチャによってぼけを観測

するレンズ焦点法や、複数の視点にセンサを配置する多視点ステレオ法は、適切ではない。一方で、レーザを用いた Time-of-Flight 法では、対象物のテクスチャに依存することなく、単一の視点から耐環境性能の高い計測が可能であるが、人体への影響を考慮すると高い解像度での計測を行うことができない。つまり、現在知られている三次元計測技術では原理的に、屋外環境において単一の視点から高精度かつ高解像度な計測を行うことができない。

### 1.3 研究目的

屋外環境における高精度かつ高解像度な三次元計測を実現するために、本研究ではカラー画像による疎な形状情報の高精度な補間技術の構築を研究目的とする。ここで、疎な形状情報とはレーザレンジファインダなどの耐環境性能の高いセンサによって取得された形状情報を想定する。レーザによる計測の弱点である解像度の低さをカラー画像により補うことにより、高精度かつ高解像度な三次元計測を実現する。このアプローチでは、特別なパターンの観測や、照明条件を変更する必要はなく、対象物のテクスチャの有無に依存せず、耐環境性能の高いレーザによる計測性能を利用することができる。複数のセンサを利用するが、多視点ステレオ法のようにセンサ間の距離が直接的に計測性能に影響を与えないため、近接してセンサを設置することができる。以上により、本研究のアプローチは単一の視点から、耐環境性能の高い計測情報を基に、カラー画像並の高解像度な形状を計測することができるアプローチと考えられる。

本研究では、色と形状の間の連続性に関する共起を利用することによって、高解像度なカラー画像と疎な形状情報から面の情報を推定し、推定された面の情報を基に補間を行うことにより、高精度な形状情報の補間を目指す。ここで 1.1 節にて解説した、機械の自動化を目的とした環

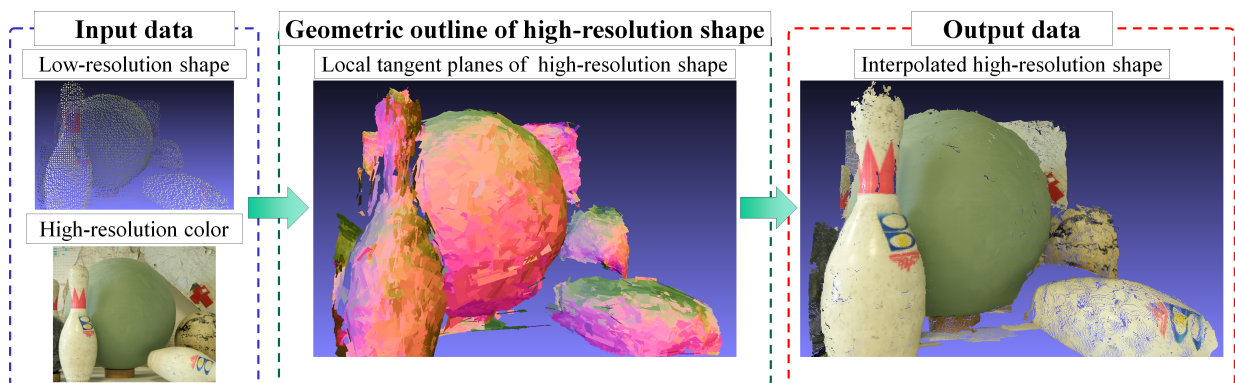


図 1.5 面の情報に基づく形状情報の補間フロー。

左:疎な形状情報と高解像度なカラー画像 中央:形状情報の概形 (接平面群) 右:補間結果。

境認識技術への応用を意識し、本研究では形状情報の面としての幾何情報に着目する。近年では、環境の認識を行う上で計測された形状情報を点の集まりではなく、面の集まりとして利用する手法が提案されてきている [54, 55]。これらの研究が示すように補間とともに面としての幾何情報を推定することは、応用上有益である。また、形状の連続な範囲や局所的な面の傾き

といった面としての幾何情報は補間精度を向上させる意味でも有益である。しかしながら疎な形状情報から直接的に、詳細な面の幾何情報を取得することは困難であるため、本研究では色の均一な小領域において形状情報は平面的であるという仮定を利用し、面の幾何情報を推定する。この仮定は Saxena らの一枚のカラー画像から形状情報を推定する研究 [56] において利用された、色の連続性と形状の連続性の間の共起性に関する仮定である。本研究ではこの仮定に基づき、疎な形状情報とカラー画像を用いて形状情報の概形として面の幾何情報を推定する技術と、推定された概形を基に高精度な補間を行う技術の構築を目指す。図 1.5 に本研究の着想に基づく補間処理の流れを示す。この図では、左列に入力情報である低解像度な形状情報と高解像度なカラー画像を示し、中列に入力情報から推定された形状情報の概形である局所接平面群を示している。最後に、右列では推定された形状情報の概形と疎な形状情報、高解像度なカラー画像を用いて得られる補間結果を示している。色の情報と協調させ、接平面として利用することにより、疎な形状情報から形状の概形推定を行う。そして、推定された局所的な接平面群から、局所的な面の傾きと形状の連続な領域を把握し、高精度な補間を実現する。

### 1.3.1 カラー画像を用いた形状補間の定式化

本論文においては、カラー画像を計測するカメラのパラメータは既知とし、レンズ歪みを除去した透視投影モデルを用いてカラー画像を取り扱う [17]。さらに、形状情報を計測するセンサとカメラの間の位置関係も既知であるとし、形状情報はカラー画像と同じ光学系にて奥行き画像として取り扱う。本節ではまず、形状情報の奥行き画像としての定式化を行ったのちに、本論文の対象とする補間処理の定式化を行う。

カメラの焦点距離  $f$  と画像平面上での主点位置  $(c_u, c_v)^T$ 、そして縦方向と横方向の画素スケール  $\sigma_u, \sigma_v$  を用いて、三次元点  $\mathbf{x} = (x, y, z)^T$  が画像平面へ射影された画素  $p(\mathbf{x})$  は以下の式により与えられる。

$$p(\mathbf{x}) = \frac{f}{z} \begin{pmatrix} \sigma_u x \\ \sigma_v y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} c_u \\ c_v \end{pmatrix}. \quad (1.4)$$

本論文では、カラー画像を計測したカメラ前方における形状情報のみを対象とし、計測された形状情報はこのカメラの座標系にて取り扱う。計測された三次元点群  $\{\mathbf{x}_i\}_{i=0}^N$  は、それらを画像平面に射影した画素群  $\{p(\mathbf{x}_i)\}_{i=0}^N$  と、画像平面からの奥行き値  $\{z_i\}_{i=0}^N$  との対応関係  $I_{\text{depth}}$  を与える。

$$I_{\text{depth}}(p(\mathbf{x}_i)) = z_i. \quad (1.5)$$

ここで、複数の三次元点と同じ画素に射影される場合は、カメラ中心に最も近い三次元点の奥行き値と対応付ける。この対応関係を奥行き画像と呼び、本論文では奥行き画像として形状情報を取り扱う。画像  $I$  に対して、値が定義された画素の集合を  $P(I)$  と表記すると、三次元点群  $\{\mathbf{x}_i\}_{i=0}^N$  に由来する奥行き画像  $I_{\text{depth}}$  に対しては以下の式が成り立つ。

$$P(I_{\text{depth}}) = \{p(\mathbf{x}_i)\}_{i=0}^N. \quad (1.6)$$

カラー画像を計測したカメラの視野角やセンサ間の位置関係によっては、 $P(I_{\text{depth}})$  に色の情報を持たない画素も含まれ得る。ここでは色の情報を持つ形状情報のみを扱うとし、色と奥行き情報の両方を持つ画素の集合  $P(I_{\text{color}}) \cap P(I_{\text{depth}})$  上でのみ奥行き画像を取り扱う。ここに  $I_{\text{color}}$  はカラー画像の与える画素と色  $i$  との対応関係を表す。

本論文では上記の定式化を用いて「計測されたカラー画像  $I_{\text{color}}$  と奥行き画像  $I_{\text{depth}}$  から、奥行き値が定義されていない画素における奥行き値を推定する処理」として、形状情報の補間処理を定式化する。つまり色情報を持つ画素で、奥行き値を持たない各画素  $p \in P(I_{\text{color}}) \setminus P(I_{\text{depth}})$  に対して、奥行き値  $I_{\text{depth}}(p)$  を推定する問題(式 1.7)として定式化を行う。

Estimation of the values  $I_{\text{depth}}(p)$  for  $p \in P(I_{\text{color}}) \setminus P(I_{\text{depth}})$  using  $I_{\text{depth}}$  and  $I_{\text{color}}$ . (1.7)

最終的にカメラパラメータを用いて逆投影を行うことにより、推定された高解像度な奥行き画像から、高密度な三次元点群を取得する。

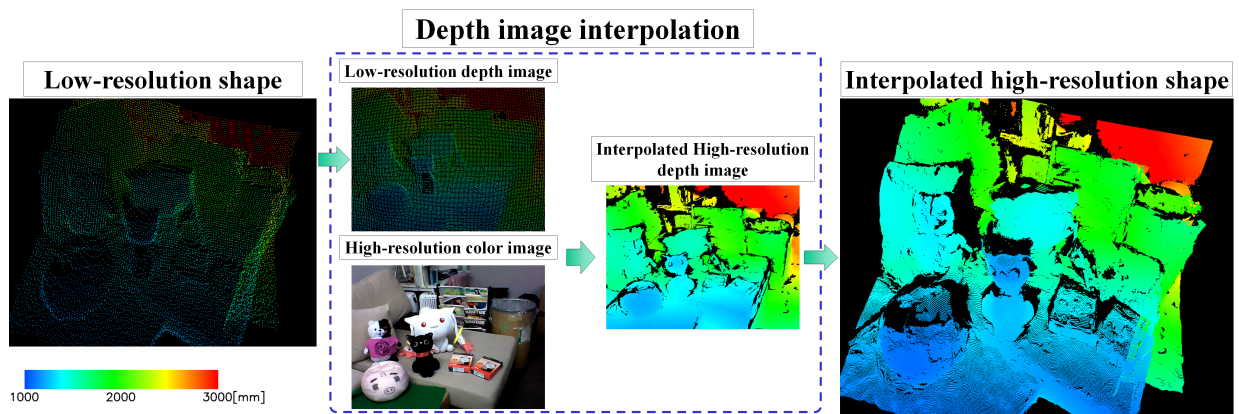


図 1.6 カラー画像を用いた形状補間の定式化.

形状情報を奥行き画像に変換しカラー画像による奥行き画像の補間処理として定式化.

この定式化の概念図を図 1.6 に示す。左列にて補間対象とする疎な形状情報を三次元点群として示し、中列に疎な形状情報の与える低解像度な奥行き画像と、高解像度なカラー画像、補間処理により得られる高解像度な奥行き画像を示す。右列には補間された奥行き画像の定める三次元点群を示す。ここで、奥行き画像は奥行き値に関するヒートマップとして表示し、三次元点群においては、対応する画素におけるヒートマップでの色を塗った。また、奥行き値を持たない補間対象の画素は黒色により表示している。本論文では形状情報を奥行き画像に変換し、カラー画像による奥行き画像の補間処理として、形状情報の補間を取り扱う。

## 1.4 本論文の構成

本論文は以下の5つの章から構成される。

第1章では、研究背景と研究目的を詳説する。研究背景として、三次元計測技術の産業分野における応用事例を紹介し、屋外環境下において高い精度と高い解像度が求められる領域を示す。その後、三次元計測に関する既存技術を概観し、計測原理を基に各三次元計測技術の利用上の制限を示す。計測原理ごとの制限を踏まえて、高精度かつ高解像度な三次元計測の実現に向けた本研究の着眼点を示し、研究目的を明らかにする。

第2章では、カラー画像と形状情報の関連に着目した先行研究について概説する。高精度かつ高解像度な三次元計測を実現するために本研究が採用した、カラー画像による形状情報の補間に関する技術について、先行する技術を概観し、利用されているカラー画像と形状情報の関係について考察する。その後、本研究が形状情報の概形推定に利用する色の均質な小領域における形状の線型性に関して、この考え方を導入した Saxena らの論文 Make3D [56] を概説し、本研究の位置付けを明らかにする。

第3章では、提案手法について詳説する。提案手法は、疎な形状情報とカラー画像を用いて形状の局所的な接平面を推定する。ここで、通常形状情報に対する主成分分析を用いた接平面の推定手法に加えて、計測誤差に頑健な推定を行うために導入した、色を加味した形状情報の主成分分析や、接平面の間の位置関係を利用した法線方向の補正手法について述べる。その後、局所的な接平面群を利用した形状情報の補間処理について詳説する。

第4章では、提案手法の有効性を検証する。Middlebury stereo datasets [21] の提供する形状情報とカラー画像の組を用いた実験により、補間精度を定量的に評価する。ここでは実際のレーザレンジファインダにおける計測誤差の特性を考慮し、仮想的な計測誤差を加えた形状情報を用いて評価を行う。その後、実際のデプスカメラにより計測されたデータに対する補間結果を示し、定性的な特性を明らかにする。

第5章では、本論文をまとめ、今後の課題と展望について述べる。

## 1.5 語句に関する留意点

本論文中で用いられる「領域」という言葉は、空間や画像平面における一部分を意味し、一般的な意味で用いる。特別な意味を持たせる場合は、例えば物体の存在する空間については「物体の領域」というように、修飾語句をつける。同じく、「領域分割」という言葉についても、どのような単位での分割かを明確化するために、必ず修飾語句をつけた表現を用いる。





## 第2章 色による形状補間技術

本章では色の情報を利用した形状情報の補間に関する先行研究について概説する。はじめに大域的最適化を用いた補間手法と局所フィルタを用いた補間手法の二種類に類別し、先行研究における色の連続性と形状の連続性の間の共起関係の利用方法を明らかにする。ここでは、提案手法における面としての幾何情報を利用した形状情報の補間処理との比較を行う。その後、面の幾何情報を推定するために提案手法が利用する「色の均質な小領域における形状の線型性」に関して、着想元である Saxena らの論文 Make3D [56] について概説し、本研究の位置づけを明らかにする。

### 2.1 カラー画像による形状情報の補間技術

現在知られている三次元計測技術には、計測原理ごとに異なる制約が存在する (1.2 節)。近年では制約が異なることを利用し、単体のセンサでは実現が難しい高性能な計測を行うために、異なる種類のセンサ情報を融合する技術、センサフュージョン技術が提案されてきている [57–68]。これらのセンサフュージョン技術では、個々のセンサの原理的な弱点を補うために、計測原理の異なるセンサが利用される。本節では、形状情報の補間のための色情報と形状情報のフュージョン技術を、色の連続性と形状の連続性の間の共起性の利用方法に着目し概説する。特に、カラー画像を用いた形状情報の補間手法は 大域的最適化を用いた手法 [57, 63, 64, 69] と局所フィルタを用いた手法 [58, 59, 61, 66, 70] の二種類に類別することができる。ここでは各々の手法における原点となった手法 [57, 58] を示し、近年の手法を概説することによって、提案手法の位置づけを明らかにする。

#### 2.1.1 大域的最適化を用いた形状情報の補間技術

大域的最適化を用いた補間手法では画素ごとの奥行き値を確率変数とし、画像全体を大規模な確率場として捉える。カラー画像や疎な形状情報から定まる確率場に対して、全体としてもっとも尤度の高い奥行き値を推定し補間を行う。確率場の尤度関数は、疎な形状情報から定まるデータ項と、隣接する画素や同じ物体領域に含まれる画素における類似度を表す平滑化項

によって定義される。データ項と平滑化項という性質の異なる項を混合した尤度関数に対して、大域的最適化を用いることにより補間後の奥行き値を推定する。

Diebel と Thrun らは 確率場として Markov Random Field (MRF) を用い、レーザレンジファイндаにより得られた疎な奥行き情報を補間した [57]。ここで Diebel と Thrun は平滑化項の係数として隣接する画素の色の差を利用することにより、色が似ている隣接画素では奥行き値がより近くなる尤度関数を導入した。式 2.1 に Diebel らの用いたデータ項を示し、式 2.2 に平滑化項を示す。

$$\Psi(I_{\text{depth}}^{\text{high}}) = \sum_{p \in P(I_{\text{depth}}^{\text{low}})} k(I_{\text{depth}}^{\text{high}}(p) - I_{\text{depth}}^{\text{low}}(p))^2. \quad (2.1)$$

$$\Phi(I_{\text{depth}}^{\text{high}}) = \sum_{p \in P(I_{\text{color}})} \sum_{q \in N(p)} \exp(-c |I_{\text{color}}(p) - I_{\text{color}}(q)|_2^2) (I_{\text{depth}}^{\text{high}}(p) - I_{\text{depth}}^{\text{high}}(q))^2. \quad (2.2)$$

ここに、 $I_{\text{depth}}^{\text{low}}$  は低解像度な奥行き画像を表し、 $I_{\text{color}}$  は高解像度なカラー画像を表す。記号  $|I_{\text{color}}(p) - I_{\text{color}}(q)|_2$  は画素  $p$  と画素  $q$  における色の違いを  $L^2$  ノルムにより評価した値を表す。また、係数  $k$  と  $c$  は定数の係数であり、各々観測された奥行き値と色変化への重みを表す。そして、画素  $p$  に対して、 $N(p)$  は隣接する画素の集合を表す。Diebel らは、これらのデータ項と平滑化項を各々 depth measurement potential と depth smoothness prior と称し、確率場に対する尤度関数を以下の式により定義した。

$$\exp\left(-\frac{1}{2}(\Psi(I_{\text{depth}}^{\text{high}}) + \Phi(I_{\text{depth}}^{\text{high}}))\right). \quad (2.3)$$

この尤度関数を最大化することは、データ項と平滑化項の和を最小化することに等しい。Diebel らはこれらの項の和を最小化することにより高解像度な奥行き画像  $\hat{I}_{\text{depth}}^{\text{high}}$  を推定した。

$$\hat{I}_{\text{depth}}^{\text{high}} = \arg \min\{\Psi(I_{\text{depth}}^{\text{high}}) + \Phi(I_{\text{depth}}^{\text{high}})\}. \quad (2.4)$$

式 2.1 により定義されたデータ項は、計測された低解像度な奥行き画像  $I_{\text{depth}}^{\text{low}}$  において奥行き値を持つ画素の集合  $P(I_{\text{depth}}^{\text{low}})$  上では、補間結果における奥行き値が計測された奥行き値に近くなるように設計されている。一方で式 2.2 により定義される平滑化項は、補間結果における奥行き値が隣接画素において近くなるように設計されているが、近さの重みとして画素間の色の変化量を利用することにより、色が似ている隣接画素では奥行き値がより近くなるように設計されている。

大域的最適化を用いた補間手法では最適化を行う確率変数の個数が、奥行き値を推定する画素の個数と等しいため、データ項や平滑化項の設計以外に大規模な確率場の最適化技術が必要となる。Diebel と Thrun らの手法では、確率場の尤度関数の最大化は二次関数の最小化に帰着されるため、共役勾配法 [71] を用いて推定を行う [57]。近年では、より複雑な条件を尤度関数に反映させる取り組みがなされており、最適化手法の発展に合わせて、この種の補間手法は発展してきている [63,64]。Diebel と Thrun の導入した「色が似ているならば、形状は連続であ

る」という画素における色の連続性と形状の連続性の間の類似性に加えて、近年では領域分割などの大域的な情報によって形状の不連続性を利用する手法が提案されてきている。Park らは確率場の尤度関数にデータ項と平滑化項とは異なる項として、新たに Nonlocal means (NLM) regularization [69] 項を導入した [64]。NLM regularization 項は、画素周辺の局所窓における色の配置の類似性を捉えるものであり、画素個別の色だけではなく広がりを持った領域の情報を用いられている。さらに Park らは NLM regularization 項を加える以外に、画像から得られた物体の領域情報や、エッジの顕著性の情報を反映する項を追加し、奥行き画像の不連続性に関する条件を確率場に導入した。画素以上の広がりを持った領域の情報を利用し、不連続性に関する情報を尤度関数に導入することによって、細い対象や複雑な構造をもつ場合においても高精度な補間が実現された。

### 2.1.2 局所フィルタを用いた形状情報の補間技術

局所フィルタを用いた補間手法では近傍の画素における奥行き値の重み付け和を計算し、補間を行う。画素の位置の近さや、色の類似性などを元に重みを計算し、奥行き値の連続性をこの重みにより制御することによって、補間後の奥行き画像を推定する。

Kopf らと Yang らは色の類似性と画素の位置の近さを用いた局所フィルタによる補間手法を提案した [58, 70]。ここで、色が異なる画素や位置が遠い画素での奥行き値の重みを小さくすることによって、精度の高い補間を実現した。このフィルタは Joint Bilateral Upsampling (JBU) フィルタと呼ばれている。式 2.5 に JBU フィルタによって計算される奥行き値  $I_{\text{depth}}^{\text{high}}(p)$  を示す。

$$I_{\text{depth}}^{\text{high}}(p) = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in \Omega_p \cap P(I_{\text{depth}}^{\text{low}})} \exp\left(-\frac{|p-q|_2^2}{\sigma_{\text{pixel}}}\right) \exp\left(-\frac{|I_{\text{color}}(p) - I_{\text{color}}(q)|_2^2}{\sigma_{\text{color}}}\right) I_{\text{depth}}^{\text{low}}(q). \quad (2.5)$$

ここで、 $\sigma_{\text{pixel}}$  と  $\sigma_{\text{color}}$  は、各々画素位置の近さと色の類似性に関するフィルタの分散を表し、画素の集合  $\Omega_p$  は画素  $p$  に対するフィルタのサポートウィンドウを表す。分母に用いた  $W_p$  は、奥行き値を持つ画素でサポートウィンドウ内に含まれる画素における重みの総和を表す。

$$W_p = \sum_{q \in \Omega_p \cap P(I_{\text{depth}}^{\text{low}})} \exp\left(-\frac{|p-q|_2^2}{\sigma_{\text{pixel}}}\right) \exp\left(-\frac{|I_{\text{color}}(p) - I_{\text{color}}(q)|_2^2}{\sigma_{\text{color}}}\right). \quad (2.6)$$

その他の記号は、大域的最適化を用いた補間手法の説明における式 2.1 と式 2.2 で用いたものと同じ意味で用いた。式 2.5 において、奥行き値に加えられる重みは画素の位置の近さと色の類似度によって定義されている。定義から明らかなように、JBU フィルタは画素の位置が近く、色が似ているならばより重い重みが加えられるフィルタであり、「色が似ているならば、形状は連続である」という発想に基づいたフィルタである。

JBU フィルタのように局所的な近傍の情報を用いて奥行き画像を補間する手法は、並列演算による高速化が可能な手法として注目を集めている [59, 61, 66]。この中で Garcia らは低解

像度な奥行き画像における勾配の強さを利用し、物体の境界付近における奥行き値の重みを下げる項を JBU フィルタに導入した [61]。この戦略を彼らは Pixel Weighted Average Strategy (PWAS) と呼称している。PWAS では低解像度な奥行き情報の勾配の強さによって形状の不連続性を推定し、それを元に補間を行う。形状が連続に繋がらない領域の影響が抑制されるため、JBU フィルタよりも精度の高い補間が実現された。

### 2.1.3 既存のカラー画像による形状情報の補間技術と提案手法との比較

本節では、カラー画像による形状情報の補間技術を大域的最適化を用いた手法 (2.1.1 節) と局所フィルタを用いた手法 (2.1.2 節) に分類し、概説を行った。「色が似ているならば、形状は連続である」という色の連続性と形状の連続性の間の類似関係 [57,58] に加えて、近年では異なる物体や形状が不連続な領域間では奥行き値の相関がないという仮定を用いる手法が提案されてきている [61,64]。これらの手法においては画素における色や位置関係といった局所的な違いだけではなく、物体領域などの広がりを持った領域の情報が利用されている。しかしながら、これらの手法は、面の境界を画像平面上で捉え利用するのみであり、面内部における形状の特性には着目していない。そのため、計測誤差などによって生じた面内部における形状の破壊を修正することができない。これに対して本論文では、低解像度な形状情報とカラー画像を用いて、真の形状情報の概形を局所接平面群として推定し、概形を基に形状を補間する手法を提案する。局所接平面群として真の形状情報の概形を推定することにより、面の境界情報に加えて、面内部における形状の特性を考慮した補間を行える点が、既存手法との大きな差異といえる。

## 2.2 色の均質な小領域における形状の線型性に着目した関連研究

提案手法は形状情報の概形を把握するために、局所接平面群の推定を行う。ここで、局所接平面群の推定においては Saxena らが導入した「色の均質な小領域における形状の線型性」を利用する。本節では、この着想の元である Saxena らの論文 [56] を概説する。この論文の中で Saxena らは、一枚のカラー画像のみから三次元的な形状の構造を取り出すことを目的としており、本研究とは研究目的が異なる。しかしながら、形状情報を推定するために、色情報と形状情報の間の関係を利用する着眼点は、本研究と一致しており、「色の均質な小領域における形状の線型性」の導入のために概説を行う。まず、色の均質な小領域として Saxena らの用いたスーパーピクセル分割 [72] について述べ (2.2.1 節)、その後に Saxena らの研究について概説する (2.2.2 節)。ここでは「色の均質な小領域における形状の線型性」の導入を目的とするため、Saxena らの手法については、詳細な解説は行わず概説に止め、提案手法との「色の均質な小領域における形状の線型性」を利用する際の違いを述べる (2.2.3 節)。

### 2.2.1 スーパーピクセル分割

スーパーピクセル分割とは、カラー画像を色が均質な小領域に分割する領域分割であり、スーパーピクセルとは、その中の分割された一つの領域のことを表す。スーパーピクセル分割は領域分割や領域認識などの画像応用の前処理として利用され [55, 56, 73–77], さまざまな手法が提案されている [72, 78, 79]。この中で本論文における実験では、隣接する画素間の色の変化量を用いて効率的にスーパーピクセル分割を行う手法である Felzenszwalb らの手法 [72] を実装し利用した。「色の均質な小領域における形状の線型性」を利用した Saxena らの研究 [56] において、一枚のカラー画像から形状情報を推定する際に Felzenszwalb らの手法によって得られたスーパーピクセルを、形状を推定する単位領域として利用しているため、本研究においても形状情報の概形を推定するために同様のスーパーピクセル分割手法を用いた。図 2.1 にスーパーピクセル分割の例を示す。上段にカラー画像を示し、下段にスーパーピクセル分割の結果を示す。ここでは、各スーパーピクセルに対して異なる色を塗り領域分割の結果を示す。色が均質な小領域によって、画像が分割されていることがわかる。



図 2.1 スーパーピクセル分割の例.

### 2.2.2 一枚のカラー画像から形状情報を推定する研究 -Make3D-

Saxena らは論文 Make3D [56] にて、一枚のカラー画像から、三次元的な構造を推定する技術を提案した。一枚の画像から、被写体が立体物であるのか、平坦な写真であるのかを判断することは不可能であるが、人間は被写体の立体的な構造を経験を元に知覚することができる。Make3D は、人間の持つこの立体知覚能力を、機械学習を用いて計算機上で再現することを目的とした論文である。そのため、高精度な形状情報の推定を目的とはせず、人間が見て感覚的に正しいと感じられる程度の三次元構造の推定を目的としている。この中で Saxena らは、ほとんどの計測環境が平面的な小領域に分割できるという洞察に基づき、カラー画像をスーパー

ピクセル分割 [72] により細分化し、スーパーピクセルにおける平面のパラメータを推定することにより、三次元構造の推定を行った。つまり Saxena らはスーパーピクセルにおける形状情報は平面的であると仮定し、形状情報の推定を行った。本論文では、Saxena らの導入したこの「色の均質な小領域における形状の線型性」を元に、形状情報の局所接平面群の推定を行う。Make3D における形状情報の推定処理自体は、カラー画像のみしか利用できないため非常に複雑であり、また提案手法との関連性は低い。ここでは参考までに、大まかな概略のみを示す。はじめに、各スーパーピクセルに対して、平面の三次元位置と三次元空間における向きをパラメータとして与える。これらのパラメータと、スーパーピクセル内の色情報と近隣のスーパーピクセルとの位置関係から定まる特徴量を確率変数とする Markov Random Field を作る。この Markov Random Field に対して、2.1.1 節にて述べた Markov Random Field と同じく、単一のスーパーピクセルから定まるデータ項と、近隣のスーパーピクセル間の関係から定まる平滑化項を持つ尤度関数を定義する。ここで、教師データとして形状情報とカラー画像の組を利用した機械学習によって、データ項における形状と色の情報の関係を定めるパラメータを決定する。得られたパラメータを用いた尤度関数を最大化することによって、カラー画像から形状情報を推定する。この手法により、さまざまなシーンに対して人間の感覚と一致する三次元構造の推定が実現された。

### 2.2.3 Make3D と提案手法における線型性の利用方法の比較

提案手法においては、スーパーピクセルごとに低解像度な形状情報を用いて、局所接平面を推定する。Make3D においては、色の情報と周囲のスーパーピクセルとの関係を利用するが、提案手法においては、スーパーピクセルに含まれる低解像度な形状情報を利用する。ここで、人間の感覚程度の精度しか求めない Make3D とは異なり、本研究においては、計測用途で利用できる高精度な形状情報の取得を目的としている。そのため、局所接平面の推定精度が問題となる。局所接平面の推定精度を維持するためには、スーパーピクセル内に多く形状情報が含まれることが望ましい。しかしながら、環境のテクスチャと形状情報の計測の状況によっては、スーパーピクセルに形状情報が全く含まれない場合も考えられる。ここに、スーパーピクセルは、基本的に画素間の色情報の変化量を用いて定義されるもの [72] であり、計測点の配置やテクスチャの状況など考えられる全ての状況に対して、一定量の形状情報が含まれるような分割パラメータを探索することは非現実的である。そもそも、屋外環境などの外乱の強い条件下では、計測された形状情報に大きな誤差が含まれる場合や、カラー画像上に偽色やノイズが生じ、スーパーピクセルが細分化される場合も考えられる。そこで、提案手法においては、個々のスーパーピクセルに含まれる信頼できる計測データの量は全く考えず、Make3D と同じく単純にスーパーピクセル内の形状情報は線型であるとみなして、スーパーピクセル分割を利用する。そして、スーパーピクセル内の信頼できる計測データの量が不足する場合を考慮し、近隣のスーパーピクセルにおける形状情報を利用した接平面の再計算処理 (3.1.2 節) を導入した。さ

らに、計測誤差などの外的な要因によって、Make3D の利用した「スーパーピクセル内の形状が線型である」という仮定が成り立たない場合においても、高精度な局所接平面の推定を行うために、後段の処理として周辺の局所接平面を利用した修正処理を導入した (3.1.4 節)。

## 2.3 本章のまとめ

本章では、はじめにカラー画像を用いた形状情報の補間に関する先行研究を概説した。ここでは、先行研究を、大域的最適化を用いた補間手法 (2.1.1 節) と局所フィルタを用いた補間手法 (2.1.2 節) に類別し、各々の原点となった手法 [57,58] を詳説した後に、近年の手法に関して概説を行った。この中で、これらの先行研究においては、色の連続性と形状の連続性の間の共起性が、式 2.2 や式 2.5 のように、値の重みとして利用されることを述べた。ここで、これらのカラー画像が定める条件は、画素間での形状情報の連続性についての条件であり、画像平面上での拘束条件としてしか機能しない。そのため、面の内部における形状情報自身の特性は考慮されず、計測誤差などによって生じた面内部における形状の破壊に対して頑健な補間を行うことができないことを述べた。一方で、提案手法は低解像度な形状情報とカラー画像を用いて真の形状情報の局所接平面群を推定し、それらを用いて面内部の形状の特性を考慮した高精度な補間を実現する。ここで提案手法では、形状情報が線型な局所領域を推定するために、色の情報を利用する。値の重みを定めるような直接的な利用方法ではなく、形状の局所的な幾何条件を抽出するために色の情報を利用するという提案手法における着眼点の違いを示した。

後半では、Saxena らの論文 Make3D [56] を概説し、色の情報を利用して形状が線型な局所領域を推定する手法を導入した (2.2.2 節)。この中で Saxena らは、スーパーピクセル分割 [72](2.2.1 節) を用いて、形状が局所的に線型な領域を推定した。提案手法もこれに倣い、スーパーピクセルごとに低解像度な形状情報を用いて、局所接平面の推定を行う。ここで、本研究では Make3D よりも高精度な局所接平面の推定を目的とするため、スーパーピクセル内に含まれる低解像度な形状情報の量や精度によらず高精度な推定が行えるように、近隣のスーパーピクセルにおける形状情報を利用した接平面の再計算処理 (3.1.2 節) や、周辺の局所接平面との位置関係を利用した修正処理 (3.1.4 節) を導入することを述べた。

本章では、形状情報の補間を行うために本研究が局所的な幾何情報に着目する新しい観点を導入したこと、局所的な幾何情報を用いるために Make3D [56] が導入したスーパーピクセルを利用する手法を採用し、高精度な補間を行うために局所接平面の修正処理を導入したことを述べ、先行研究に対する本研究の位置づけを明らかにした。





# 第 3 章 概形推定に基づく形状補間

本章では本論文の提案手法を詳説する。提案手法では、疎な形状情報とカラー画像を用いて、真の形状情報の概形を推定し、概形を基に形状を補間する。ここでは、スーパーピクセルごとに領域内の疎な形状情報から局所的な接平面を推定し、形状情報の概形として利用する。色の情報や、接平面の間の位置関係を元に、局所的な接平面を高精度に推定し、それを利用して形状情報を高精度に補間する。本章では処理の流れに沿って、形状情報の概形の推定処理について述べ、得られた概形を用いた補間処理について述べる。

## 3.1 局所接平面による形状情報の概形推定

提案手法では、高精度な形状情報の補間を行うために、低解像度な形状情報と高解像度な色の情報を用いて局所的な接平面を計算し、接平面群を形状情報の概形として利用する。ここでは、低解像度な形状情報を局所的な接平面の集まりとして拡張し、擬似的に高解像度な形状情報として利用する。本節では、提案手法における局所的な接平面の推定方法を詳説する。提案手法では Saxena らの論文 Make3D [56] に倣いスーパーピクセル分割 [72] により得られた色が均質な小領域ごとに、低解像度な形状情報から接平面を推定する。図 3.1 に局所接平面の推定に関する処理フローを示す。処理フローでは、各処理における処理結果を併記した。本節ではこのフローに従い、基本的な接平面の推定方法を示した後に (3.1.1 節)、スーパーピクセル周辺の色と形状情報を利用した接平面の再計算方法を示す (3.1.2 節)。その後、接平面の空間的な連続性の評価方法を示し (3.1.3 節)、空間的に連続する接平面を用いた法線方向の修正手法について詳説する (3.1.4 節)。

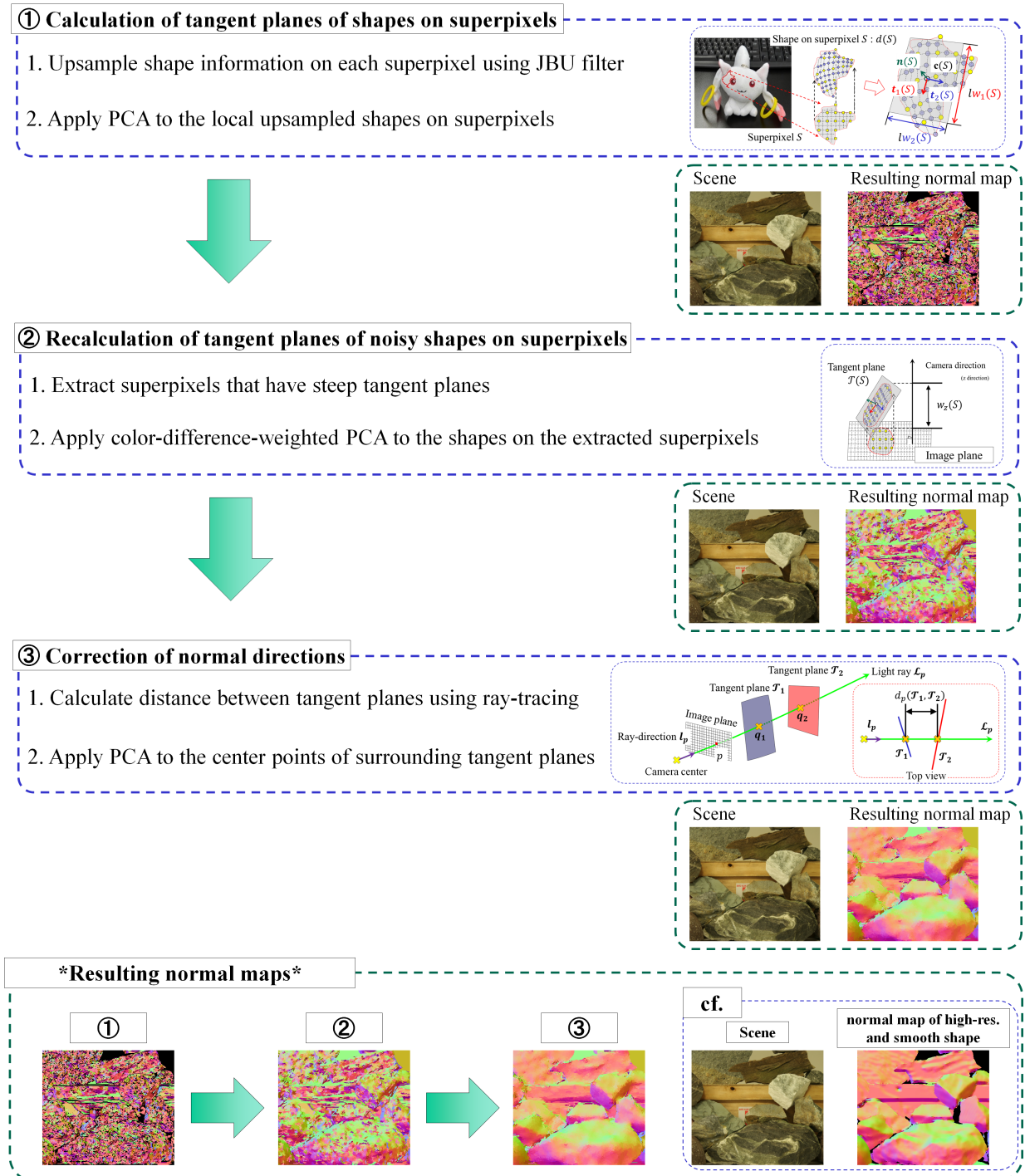


図 3.1 局所接平面による形状情報の概形推定処理のフロー。

### 3.1.1 スーパーピクセル内の形状情報に対する接平面

提案手法では、まず色が均質な小領域であるスーパーピクセル (2.2.1 節) において、形状情報の接平面を推定する。図 3.2 に、スーパーピクセルに含まれる画素での形状情報に対する接平面推定処理の概念図を示す。まずスーパーピクセル  $S$  内の形状情報を、 $S$  上に制限した JBU フィルタ [58] (式 2.5) によって増やす。通常の JBU フィルタでは近傍の全ての形状情報を利用するが、ここでは異なる領域における形状情報が混ざらないようにするため、同じスーパーピクセルに含まれる形状情報のみを利用する。記号  $d(S)$  によりここで得られる形状情報を表す。つまり  $d(S)$  は JBU フィルタにより補間された、スーパーピクセル  $S$  上の形状情報が定義する三次元点群である (図 3.2 参照)。この点群  $d(S)$  の重心と分散共分散行列の固有値と固有ベクトルを用いて接平面を定義する。一般的に、三次元点群に対して分散共分散行列の最小固有値に対応する固有ベクトルは、三次元点群の法線ベクトルとして利用される [80]。

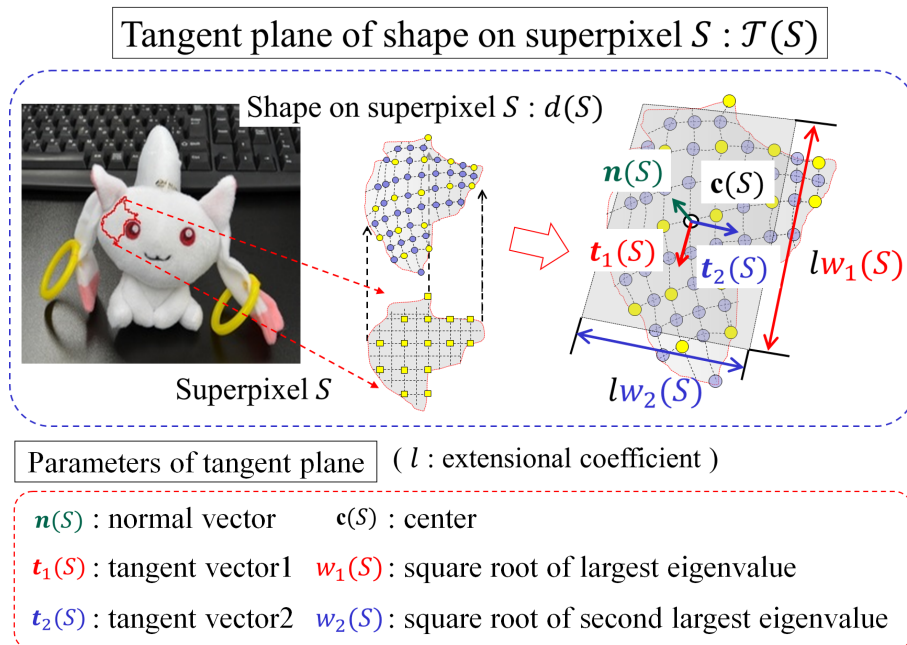


図 3.2 スーパーピクセル内の形状情報に対する接平面。

スーパーピクセル  $S$  内の形状情報に対する接平面の詳細な定義を説明する。スーパーピクセル  $S$  に含まれる形状情報を JBU フィルタにより増やし、得られる三次元点群  $d(S)$  に対して分散共分散行列  $\mathbf{A}(d(S))$  を以下のように定義する。

$$\mathbf{A}(d(S)) = \frac{1}{|d(S)|} \sum_{\mathbf{x} \in d(S)} (\mathbf{x} - \mathbf{c}(S))(\mathbf{x} - \mathbf{c}(S))^T. \quad (3.1)$$

ここで三次元点群  $d(S)$  に対して  $|d(S)|$  は三次元点の個数を表し、 $\mathbf{c}(S)$  は点群の重心を表す。分散共分散行列  $\mathbf{A}(d(S))$  は三次の半正定値対称行列であるため、非負の固有値を三つ持つ。こ

の三つの固有値の平方根を小さい順に  $w_n(S)$ ,  $w_2(S)$ ,  $w_1(S)$  という記号により表し、各固有値に対応する固有ベクトルを  $\mathbf{n}(S)$ ,  $\mathbf{t}_2(S)$ ,  $\mathbf{t}_1(S)$  により表す。ここで固有ベクトルは長さを正規化し単位ベクトルとする。以降は  $\mathbf{n}(S)$  を法線ベクトル,  $\mathbf{t}_1(S)$ ,  $\mathbf{t}_2(S)$  を接ベクトルと記述する [80]。提案手法では、点群の重心  $\mathbf{c}(S)$  を中心とする、接ベクトルの方向  $\mathbf{t}_2(S)$ ,  $\mathbf{t}_1(S)$  に各々長さ  $6w_2(S)$ ,  $6w_1(S)$  の幅をもった二次元平面  $\mathcal{T}(S)$  として、スーパーピクセル内の形状情報に対する接平面を利用する。ここで主成分分析によれば、分散共分散行列の固有値の平方根は固有ベクトル方向の点群の分散と同等の意味を持つ。提案手法では重心から  $\pm 3\sigma$  までの範囲に含まれる点群の情報を利用するために固有値の6倍の幅をもった二次元平面を利用する。図 3.2 にスーパーピクセル内の形状情報に対する接平面に関する概念図を示す。ここで、法線ベクトルは  $\pm 1$  倍の不定性をもつ。提案手法では、法線ベクトルに対して、接平面の中心ベクトルとの内積が非正になるように、符号を調節する。この符号調整により、接平面の向きを統一する。

### 3.1.2 スーパーピクセル周辺の色と形状情報を利用した接平面の再計算

前述のスーパーピクセル内の形状情報に対する接平面の推定手法 (3.1.1 節) においては、Saxena らの論文 Make3D [56] に倣い、形状が局所的に線型な領域としてスーパーピクセルを利用した。しかしながら、計測誤差により形状情報が劣化したスーパーピクセルでは、形状に対して線型性を期待できないため、誤った接平面が推定される場合がある。また、色情報の劣化によりスーパーピクセルが細分化された場合も、スーパーピクセル内に含まれる形状情報の量が少なくなり、誤った接平面が推定される場合がある。提案手法では、補間の精度を向上させるために、このようなスーパーピクセルでは周囲の形状情報と色情報を用いた接平面の再計算を行う。

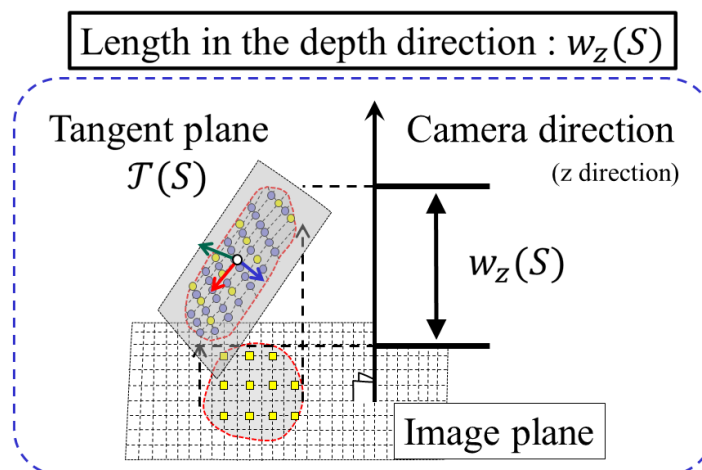


図 3.3 接平面の奥行き方向への幅。

前述のスーパーピクセル内の形状情報に対する接平面を用いて、接平面を再計算するスー

パーピクセルを判定する。ここで、接平面の奥行き方向への幅  $w_z(S)$  が長さのしきい値  $d_{th}$  よりも大きい、もしくはスーパーピクセルに含まれる画素の個数がしきい値  $n_{small}$  より小さい場合に、接平面の再計算を行う。図 3.3 に奥行き方向への幅  $w_z(S)$  の概念図を表す。画像平面に対して垂直な方向である奥行き方向への形状の変化は計測が困難であるため、奥行き方向への幅が大きい接平面をもつ場合に、接平面の再計算を行う。ここで、接平面の再計算にはスーパーピクセルの周囲の形状情報と色情報を利用する。接平面を再計算するスーパーピクセル  $S$  に対

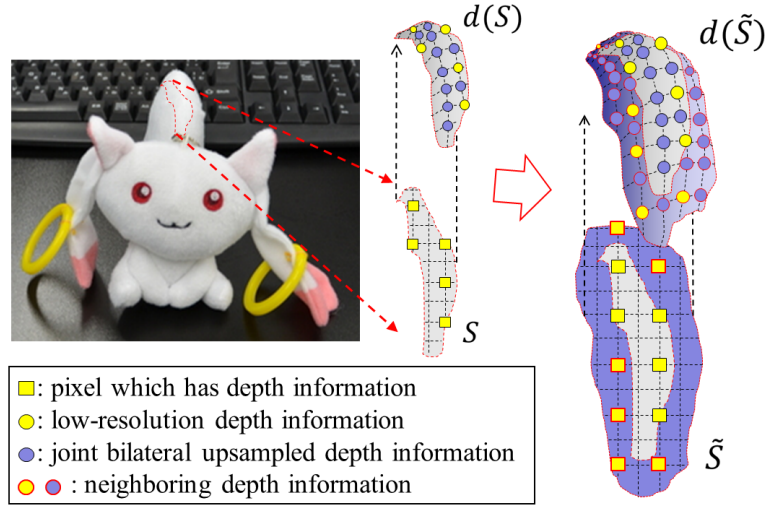


図 3.4 接平面の再計算のためのスーパーピクセルの拡張。

しては、 $S$  の境界の近傍にある画素を加えた領域  $\tilde{S}$  上の形状情報  $d(\tilde{S})$  と色情報を利用する。この拡張形状に関する概念図を図 3.4 に示す。ここで薄い青色で塗られた領域が元のスーパーピクセル  $S$  であり、これに濃い青色で塗られた領域を加えた領域が  $\tilde{S}$  である。通常のスーパーピクセル内の形状情報に対する接平面の計算と同じく  $d(\tilde{S})$  に対して以下の行列を計算する。

$$\mathbf{A}_{\text{color}}(d(\tilde{S})) = \frac{1}{W} \sum_{\mathbf{x} \in d(\tilde{S})} w(|\mathbf{i}(\mathbf{x}) - \mathbf{i}_S|_1) (\mathbf{x} - \mathbf{c}_{\text{color}}(\tilde{S})) (\mathbf{x} - \mathbf{c}_{\text{color}}(\tilde{S}))^T. \quad (3.2)$$

ここで重み関数  $w$  は  $w(t) = \exp(-t)$  とし、 $\mathbf{i}(\mathbf{x})$  は三次元点  $\mathbf{x}$  における色、 $\mathbf{i}_S$  はスーパーピクセル  $S$  における平均の色、そして  $\mathbf{c}_{\text{color}}(\tilde{S})$  は点群  $d(\tilde{S})$  の色の変化量を重みとした重心を表している。分母  $W$  は全ての重みの総和  $W = \sum_{\mathbf{x} \in d(\tilde{S})} w(|\mathbf{i}(\mathbf{x}) - \mathbf{i}_S|_1)$  を表し、記号  $|\mathbf{i}|_1$  は色を表すベクトル  $\mathbf{i}$  の  $L^1$  ノルムを表す。色の変化量を重みとした重心  $\mathbf{c}_{\text{color}}(\tilde{S})$  は以下のように定義する。

$$\mathbf{c}_{\text{color}}(\tilde{S}) = \frac{1}{W} \sum_{\mathbf{x} \in d(\tilde{S})} w(|\mathbf{i}(\mathbf{x}) - \mathbf{i}_S|_1) \mathbf{x}. \quad (3.3)$$

式 3.2 が定める行列  $\mathbf{A}_{\text{color}}(d(\tilde{S}))$  を、三次元点群  $d(\tilde{S})$  に対する色の変化量を重みとした分散共分散行列と呼称する。式 3.1 と比較することで、色の変化量を重みとした分散共分散行列の

意味が解る。点群に含まれる各三次元点に対して色の違いによって寄与の強さを変更することで、スーパーピクセルの平均色に近い色の三次元点群の空間分布が強く反映されるように定義されている。通常のスーパーピクセル内の形状情報に対する接平面と同じく、このようにして定義した行列  $\mathbf{A}_{\text{color}}(d(\tilde{S}))$  の固有値と固有ベクトルを用いて、接平面を改めて定義する。これによりスーパーピクセルの周辺の形状情報から、平均色に近い色をもつ領域の形状情報を選択的に利用した接平面を利用することができる。周囲の形状情報を利用するため、平滑化された形状情報の接平面が得られる。さらに、通常は接平面の計算が困難な境界付近においても、スーパーピクセルの平均色に近い色をもつ領域の形状が選択的に利用されるため、適切な接平面を計算することができる。

### 3.1.3 光線追跡による接平面の連続性評価

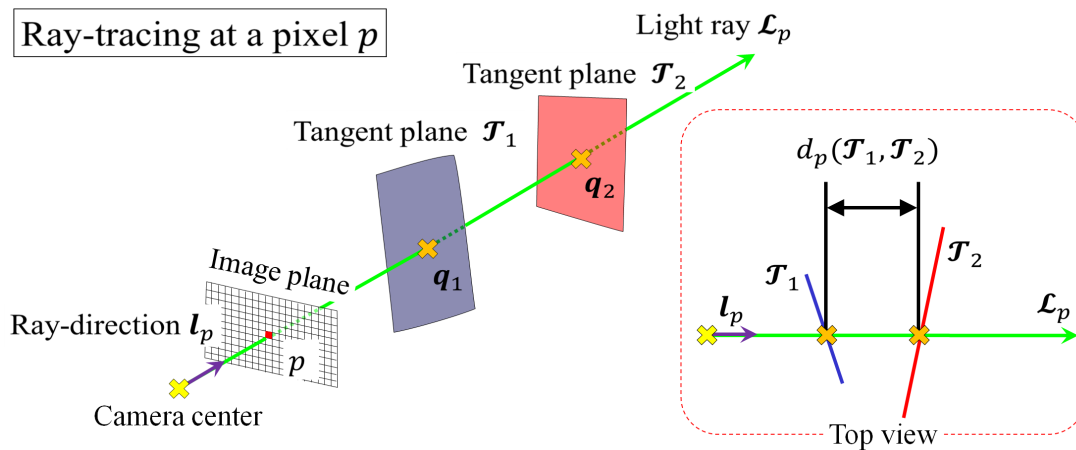


図 3.5 画素  $p$  における接平面の間の距離  $d_p(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2)$ .

接平面群から、形状情報の概形を推定するために、接平面の三次元空間における位置関係を調べる必要がある。提案手法では、カメラ中心から各画素に向けた光線ベクトルと接平面との交点を計算し、接平面の位置関係を把握する。カメラ中心から画素  $p$  方向に伸びる直線 (計測光の光線) を  $\mathcal{L}_p$  とする。この  $\mathcal{L}_p$  と交点をもつ二つの接平面  $\mathcal{T}_1$  と  $\mathcal{T}_2$  に対して画素  $p$  での距離  $d_p(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2)$  を以下の式で定める。

$$d_p(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2) = |(\mathbf{q}_2 - \mathbf{q}_1, \mathbf{l}_p)|. \quad (3.4)$$

ここで  $\mathbf{q}_1$  と  $\mathbf{q}_2$  は各々  $\mathcal{T}_1$  と  $\mathcal{L}_p$  の交点と  $\mathcal{T}_2$  と  $\mathcal{L}_p$  の交点とし  $\mathbf{l}_p$  は光線  $\mathcal{L}_p$  の方向を表す単位ベクトルとする。また表記  $(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  はベクトル  $\mathbf{x}$  と  $\mathbf{y}$  の内積を表し  $|(\mathbf{x}, \mathbf{y})|$  はその絶対値を表す。図 3.5 に画素  $p$  での接平面間の距離の概念図を示す。これは二つの交点の光線上における距離である。ここで  $\mathcal{T}_1$  もしくは  $\mathcal{T}_2$  が光線  $\mathcal{L}_p$  と交点を持たない場合や、無限個の交点を持つ場合は便宜的に  $d_p(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2) = \infty$  と定義する。この距離を全ての画素に対してまとめ、接平面

の間の距離  $d(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2)$  を以下のように定義する。

$$d(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2) = \max \{d_p(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2) \mid p : \text{pixel}, d_p(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2) \neq \infty\}. \quad (3.5)$$

ここで正数の集合  $\{d_p(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2) \mid p : \text{pixel}, d_p(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2) \neq \infty\}$  が空集合である場合、接平面  $\mathcal{T}_1$  と  $\mathcal{T}_2$  は同一の光線と交わらない。この場合は便宜的に  $d(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2) = \infty$  と定める。この量は各画素で光線追跡により計測された接平面の三次元空間における位置を全て集約したものであり、この量によって接平面の空間的な位置関係を把握することができる。この量は数学的な意味での距離ではないが、接平面の間の空間的な近さを表す量であるため、本論文ではこの量を「距離」と呼称する。提案手法では、接平面間の距離  $d(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2)$  が長さのしきい値  $d_{\text{th}}$  よりも小さい場合に、接平面  $\mathcal{T}_1$  と  $\mathcal{T}_2$  は連続的につながるとみなす。このしきい値  $d_{\text{th}}$  は、接平面の再計算を行うスーパーピクセルの判定に用いたしきい値と同じものを利用することができる。どちらも三次元空間における形状の連続性を長さによって評価するためのしきい値であるため、共通のしきい値を利用することができる。

### 3.1.4 連続的に繋がる接平面による法線方向の修正

計測誤差を含む形状情報に対しては、色の変化量を重みとした主成分分析 (式 3.2) を用いても法線方向が修正されない場合がある。図 3.6 の中央 (b) に計測誤差を含む低解像度な形状情報に対する接平面の推定結果を法線マップにより示す。同図の左 (a) に示した、滑らかな形状情報に対する法線マップと比較すると、スーパーピクセル内の形状情報に対する接平面を推定するだけでは、真の法線方向が推定されていないことが解る。提案手法では、補間精

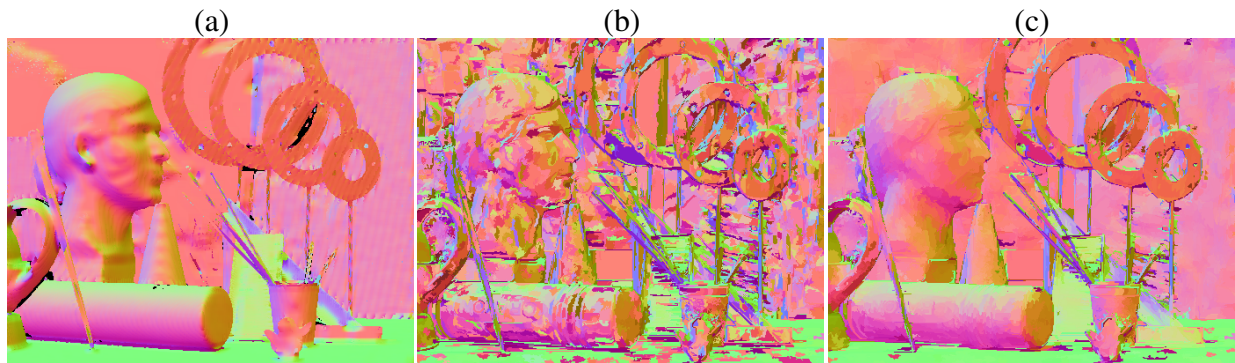


図 3.6 法線マップの修正例. (a) 滑らかな形状情報から計算された法線マップ, (b) 計測誤差を含む低解像度な形状情報に対する接平面の推定結果, (c) 提案手法による法線方向の修正結果 (noise coefficient  $k = 1.5 \times 10^{-6}$ , magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).

度を向上させるため、スーパーピクセル内の形状情報に対する接平面の空間配置を利用して接平面の法線方向を修正する。ここで、式 3.5 によって定義した接平面間の距離  $d(\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2)$  を用いて、接平面の間の空間配置を調べる。まず、各スーパーピクセル  $S$  に対して接平面が連続的に

繋がるスーパーピクセルの集合  $\mathcal{N}_{\mathcal{T}}(S, d_{\text{th}})$  を抽出する。

$$\mathcal{N}_{\mathcal{T}}(S, d_{\text{th}}) = \{S' : \text{superpixel} \mid d(\mathcal{T}(S), \mathcal{T}(S')) < d_{\text{th}}\}. \quad (3.6)$$

ここで、 $d_{\text{th}}$  は接平面の間の距離のしきい値である。真の形状の法線ベクトルを推定するために、提案手法では以下の三次元点群  $N(S, d_{\text{th}})$  に対して主成分分析を行う。

$$N(S, d_{\text{th}}) = \{\mathbf{c}(S') \mid S' \in \mathcal{N}_{\mathcal{T}}(S, d_{\text{th}})\}. \quad (3.7)$$

ここで、記号  $\mathbf{c}(S')$  は接平面  $\mathcal{T}(S')$  の中心点を表す。つまり、この点群は連続的に繋がる接平面の中心点からなる点群である。この三次元点群  $N(S, d_{\text{th}})$  の分散共分散行列の最小固有値と対応する固有ベクトルを、スーパーピクセル  $S$  の修正された法線ベクトルとして利用する。つまり、近接する接平面の中心点を用いて、法線ベクトルを修正する。通常のスーパーピクセルよりも広範囲な形状情報を用いることができるため、真の法線ベクトルに近い法線ベクトルを推定することができる。図 3.6 (c) に修正された法線マップを示す。細かい法線ベクトルの変化は失われているが、大雑把な形状変化が解る程度に法線情報が復元されている。

## 3.2 形状情報の概形を用いた補間

局所接平面群として推定された形状情報の概形 (3.1 節) を用いて、形状情報の補間を行う。はじめに、法線が類似した局所領域の推定と曲面領域の推定を行う (3.2.1 節)。次に、推定された曲面領域ごとに形状の補間を行い、法線が類似した局所領域ごとに補間された形状の補正を行う (3.2.2 節)。法線が類似した局所領域は、平面に近い形状をもつ領域であり、接平面による形状の近似が有効に働く領域と考えられる。提案手法では、法線が類似した局所領域において、接平面の与える形状情報をガイドとし、補間形状の補正を行う。

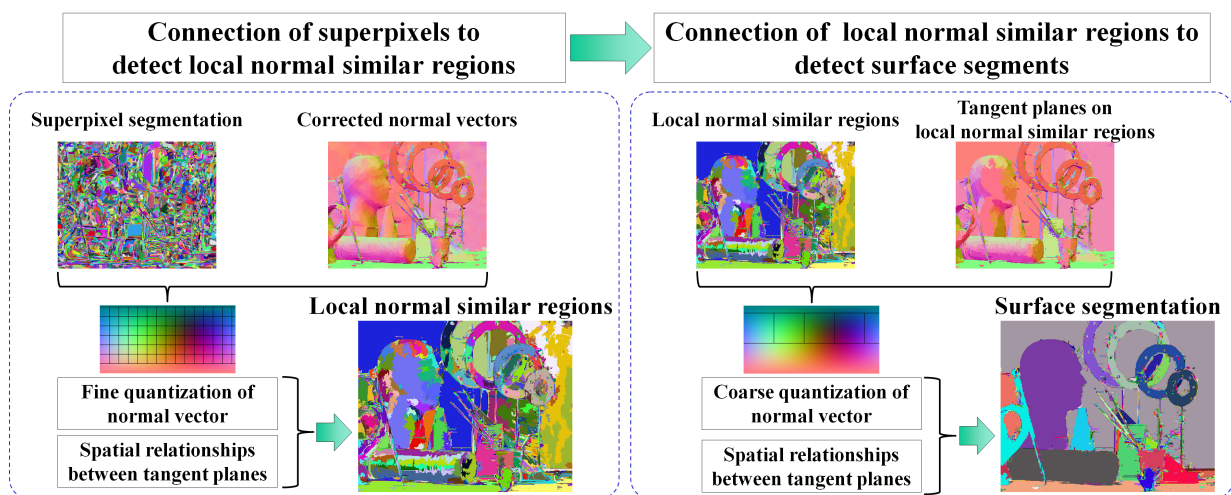


図 3.7 法線が類似した局所領域の推定と曲面領域の推定。



### 3.2.1 形状情報の概形による法線類似領域と曲面領域の推定

法線ベクトルが修正された接平面 (3.1.4 節) を用いて、法線が類似する局所領域と、曲面領域の推定を行う。図 3.7 に、これらの領域推定処理のフローを示す。空間的に近接し、法線ベクトルが類似した接平面をもつスーパーピクセルを連結し、これらの領域を推定する。ここでは、より高精度な補間を行うために、法線ベクトルが類似した局所領域を推定した後に、曲面領域の推定を行う。法線ベクトルが類似した局所領域では形状が平面的であるため、接平面を補間された形状の補正を行うガイドとして利用することができる。球面座標の量子化テーブルを用いて、法線ベクトルの類似性を評価する。ここでは、カメラの向きの逆向きを軸とする球面座標において、極角  $\theta$  と仰角  $\phi$  を、基本的には同じ量子化幅  $\theta_{th}$  を用いて量子化する。極周辺の領域 (極角が  $0^\circ$  もしくは  $180^\circ$  に近い領域) では仰角の変化によってベクトルの向きがあまり変わらないため、特別に仰角の値に関係なく一つの値に量子化する。図 3.8 に法線ベクトルの量子化テーブルの例を示す。細かい量子化テーブルと粗い量子化テーブルの二つテーブルを図示

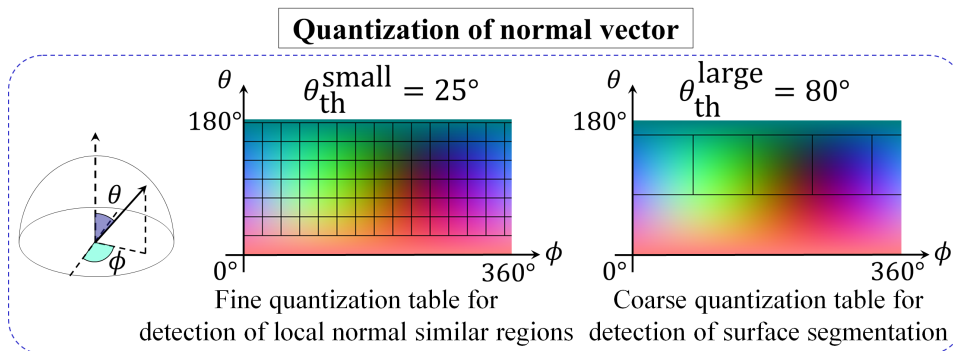


図 3.8 法線ベクトルの量子化テーブル。

した。ここでは法線マップにおける色を用いて法線ベクトルを表し、格子によって法線ベクトルの量子化方法を表している。細かい量子化テーブルは、法線ベクトルが類似した局所領域の推定に利用し、粗い量子化テーブルは曲面領域の推定に利用する。まず、空間的に近接し、細かい量子化テーブルによって法線ベクトルが類似すると判定された接平面を持つスーパーピクセルを連結し、法線ベクトルが類似した局所領域を推定する。ここで接平面の近さは、式 3.5 によって定義した接平面間の距離  $d(T_1, T_2)$  と、しきい値  $d_{th}$  を用いて評価し、角度については、しきい値  $\theta_{th}^{small}$  を量子化幅として利用する。この連結の後に、連結された各領域ごとに、形状情報の主成分分析を行い、接平面を再度計算する。ここで得られた法線ベクトルが類似した局所領域と、そこにおける接平面は形状の一次近似として、形状情報の補正を行う際に利用する。最後に、これらの局所領域のうち、空間的に近接し、法線ベクトルが類似した接平面をもつ領域を再度連結し、曲面領域を推定する。ここでは角度の量子化幅として大きな値  $\theta_{th}^{large}$  を用いた法線ベクトルの量子化テーブルを利用する。図 3.7 に提案手法における法線ベクトルが類似した局所領域の推定処理と、曲面領域の推定処理のフローを示す。

### 3.2.2 法線類似領域と曲面領域を用いた形状情報の補間

法線ベクトルの類似した局所領域と曲面領域 (3.2.1 節) を利用し、形状情報の補間を行う。まず、低解像度な形状情報を持つ画素の個数を各曲面領域において数える。形状情報を持つ画素の個数が、しきい値  $n_{th}$  よりも大きいならば、その領域に制限した JBU フィルタ [58] (式 2.5) を用いて形状情報を補間する。異なる曲面領域間で形状情報を混合させないために、各領域に JBU フィルタを制限し形状情報を補間する。また形状情報の補間を高精度に行うため、元にする低解像度な形状情報の個数がしきい値  $n_{th}$  個より多い領域でのみ補間を行う。次に、この補間形状に対して、法線ベクトルの類似した局所領域ごとに補正を行う。各局所領域ごとに、形状情報が与える三次元点群の法線方向の成分を、ガウシアンフィルタにより平滑化する。図 3.9 に、この平滑化の概念図を示す。法線ベクトルが類似した局所領域  $R$  上の点  $\mathbf{x}$  の平滑化結果を

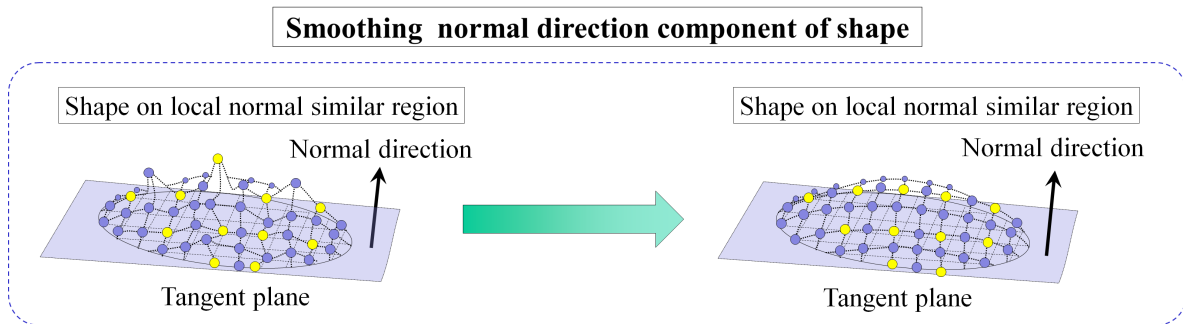


図 3.9 法線成分の平滑化.

$\tilde{\mathbf{x}}$  とすると、以下の式により  $\tilde{\mathbf{x}}$  は与えられる。

$$\tilde{\mathbf{x}} = \frac{1}{W} \sum_{\mathbf{x}' \in d(R)} w_{\text{Gauss}}(|\mathbf{x} - \mathbf{x}'|_1) (\mathbf{x}', \mathbf{n}(R)) \mathbf{n}(R) + (\mathbf{x}, \mathbf{t}_1(R)) \mathbf{t}_1(R) + (\mathbf{x}, \mathbf{t}_2(R)) \mathbf{t}_2(R). \quad (3.8)$$

ここに  $w_{\text{Gauss}}$  はガウシアンフィルタの重み関数、 $d(R)$  は  $R$  上の補間された三次元点群、 $\mathbf{n}(R)$  は法線ベクトル、 $\mathbf{t}_1(R)$  と  $\mathbf{t}_2(R)$  は接ベクトル、 $W$  は重みの総和である。法線ベクトルが類似した局所領域と、そこでの接平面が与える大まかな形状情報を残すために、法線方向の成分のみを平滑化する。ここで、奥行き方向への幅が大きい接平面をもつ局所領域では、この平滑化を行わない。これは、接平面によって局所的な形状を推定することができない物体の境界などの領域において、この平滑化を行わないための処理である。形状情報の解像度が低い場合においても、粗く形状情報を復元するために JBU フィルタを用いて補間を行った後に、局所領域ごとに法線成分の平滑化を行う。図 3.10 にて、曲面領域に制限した JBU フィルタによる補間結果と、法線成分の平滑化による修正結果について、各画素における補間誤差を示し、比較する。真の形状情報からの誤差を奥行き値により評価するため、(0–20 mm) の奥行き値の誤差を 256 階調により表現し、奥行き値を持たない画素を黒く塗った。法線成分の平滑化によって、面の大まかな向きを保存した平滑化が行われるため、面内部における補間誤差が修正されている。

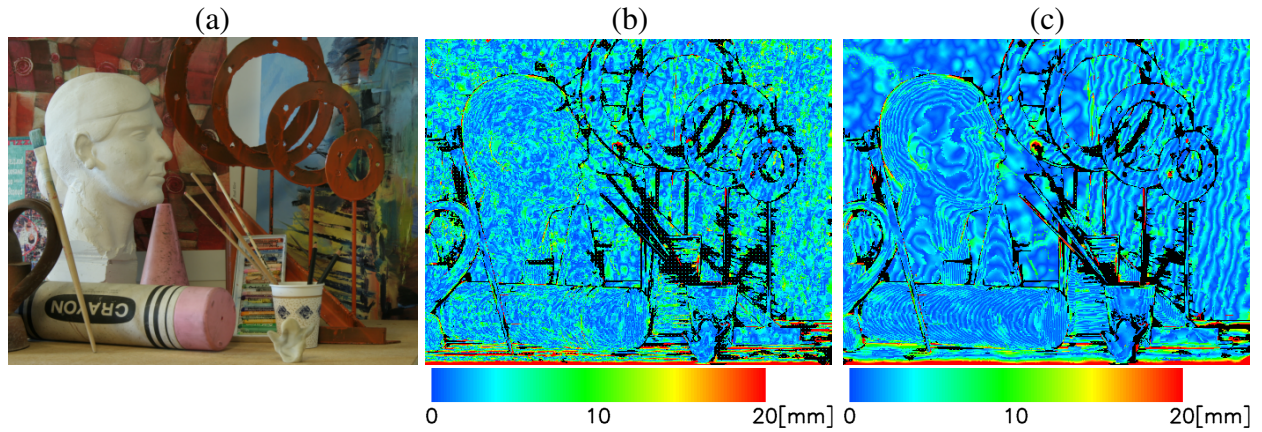


図 3.10 法線成分の平滑化による補間誤差の変化. (a) カラー画像, (b) 曲面領域ごとの JBU フィルタによる補間誤差, (c) 法線成分の平滑化による修正後の補間誤差 (noise coefficient  $k = 1.5 \times 10^{-6}$ , magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).

### 3.3 本章のまとめ

本章では本論文の提案手法を詳説した。提案手法では、疎な形状情報とカラー画像を用いて、形状情報の概形を推定し、概形を基に形状情報を補間する。はじめに、疎な形状情報とカラー画像により、スーパーピクセル内の形状情報に対する接平面の推定を行う。計測誤差による形状の劣化を考慮した接平面の再計算処理と、接平面の間の位置関係を用いた法線ベクトルの修正処理によって、局所的な接平面を高精度に推定する。こうして得られた接平面群を、形状情報の概形として、後段の補間処理にて利用する。補間処理では、まず、形状情報の概形を用い、接平面が連続的に繋がり、法線ベクトルが類似するスーパーピクセルを連結させることによって、法線ベクトルが類似した局所領域と、形状が連続に繋がる曲面領域の推定を行う。得られた領域の情報を元に、曲面領域ごとに JBU フィルタ [58] を用いて粗く形状情報を復元し、法線ベクトルが類似した局所領域ごとに、法線方向の成分の平滑化を行う。ここでは、高精度に推定された接平面が定める大まかな形状情報を基に、面に沿った平滑化を行うことで、補間精度を向上させる。本章では処理の流れに沿って、局所接平面による形状情報の概形を推定する処理について述べ、得られた概形の情報を用いた補間処理について詳説した。



# 第 4 章 補間精度と補間特性の検証

本章では提案手法の有効性を検証する。カラー画像による疎な形状情報の高精度な補間技術の構築を研究目的とするため、補間精度と補間率により評価を行う。また提案手法は形状情報の概形に着目した手法であるため、曲面領域の推定結果や、それを推定するために用いた法線ベクトルの推定結果も合わせて評価を行う。本章ではまず、データセットを用いた検証実験の内容を解説し、実験結果を示す。その後、実際のデプスカメラにより計測されたデータに対する補間結果を示し、提案手法の有効性について考察を行う。

## 4.1 データセットを用いた検証実験

本節では、提案手法による補間精度と補間特性を検証するために、データセットを用いて行った実験の内容を詳説する。

### 4.1.1 データセットを用いた実験の概要

Middlebury stereo datasets [21] を用いて補間精度に関する評価実験を行った。このデータセットはさまざまな対象のステレオ画像と視差画像の真値の組をまとめたデータセットである。データセットには、撮影に用いたカメラの焦点距離と基線の長さが与えられているため、式 1.1 を用いて、視差画像を奥行き画像に変換し形状情報として利用することができる。

比較のため、領域分割の情報を用いない大域的最適化を用いた手法 (MRF) [57] と、低解像度な奥行き画像から決まる物体の領域分割の情報を利用する局所フィルタを用いた手法 (PWAS) [61] による実験も行った。本実験では提案手法に対して以下の三つの特性を調べることを目的とした。

- 計測誤差の大きさに対する法線ベクトルの推定結果、曲面領域の推定結果、補間精度及び補間率の変化
- 元にする形状情報の解像度に対する補間精度の変化
- 処理にかかる計算時間

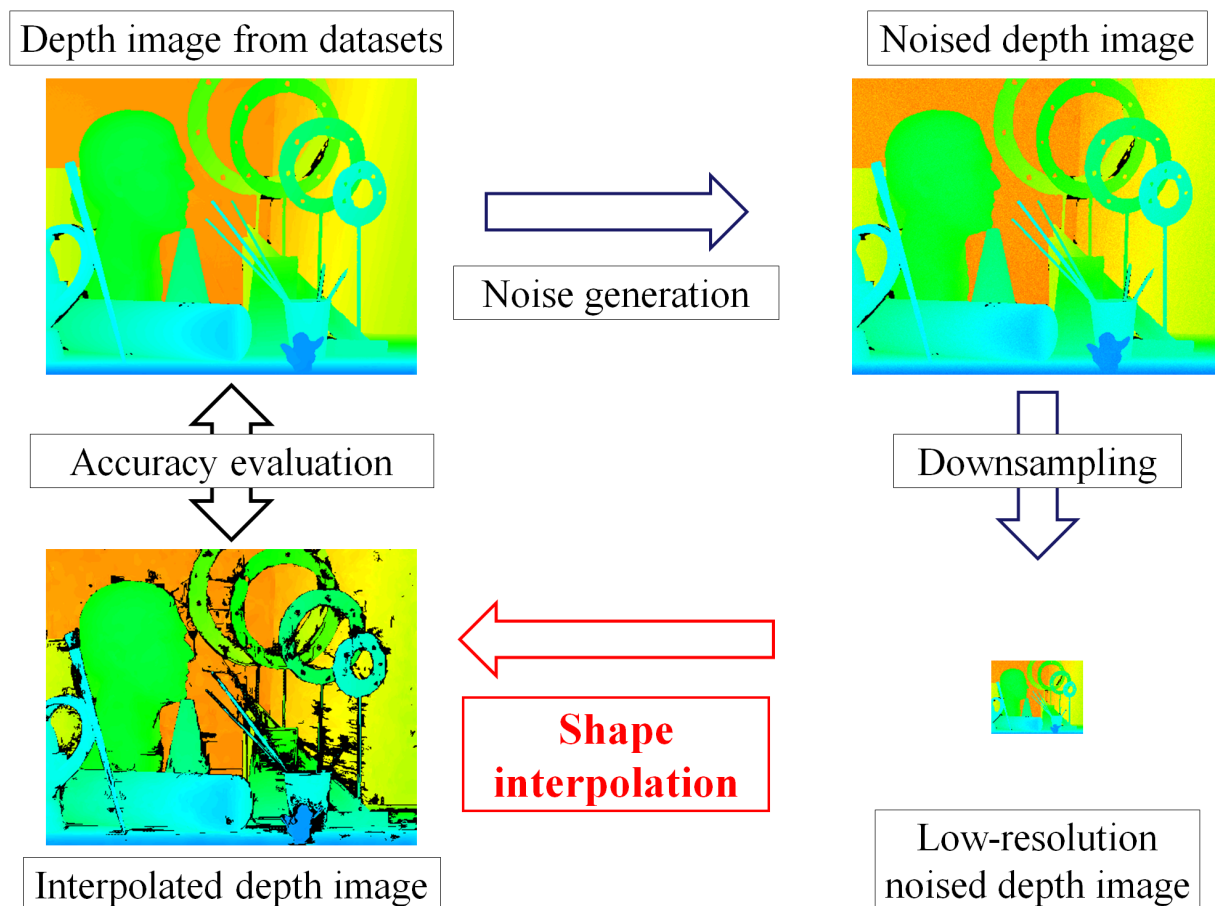


図 4.1 データセットを用いた検証実験の概要.

ここで実環境での実験に近づけるため、後述する計測モデルを元に、仮想的な計測誤差をデータセットの奥行き画像に加え実験を行った。図 4.1 に本実験の概要図を示す。誤差を加えた奥行き画像をダウンサンプリングして得られた低解像度な奥行き画像に補間アルゴリズムを施し、真値との比較を行うことで特性を評価する。

#### 4.1.2 データセットを用いた実験における条件

本節では本実験における実験条件について述べる。利用する画像とその解像度に関する条件を述べ、実験に利用した計測誤差のモデルを導入し、誤差の大きさを制御する係数  $k$  について述べる。その後実験に用いた提案手法のパラメータ設定を示し、マシンスペックなどの計算時間に関連する実験条件を示す。

##### 利用する画像とその解像度

Middlebury stereo datasets [21] 中の *Art, Books, Dolls, Moebius* と呼ばれる四つのシーンの、解像度が  $463 \times 370$  画素である奥行き画像をダウンサンプリングし実験を行った。ここでカ

ラー画像はデータセットに含まれるものをそのまま利用する。テクスチャと形状の複雑さに対する提案手法の特性を評価するために、それぞれ、テクスチャが少なく曲がった形状の多いシーン、平面的でテクスチャが少ないシーン、テクスチャが多く曲がった形状の多いシーン、平面的でテクスチャの多いシーンとして、これら四つのシーンを利用した。複雑な形状の変化に対する補間性能を調べるため、もっとも解像度の低い画像に対して実験を行った。ここで、さまざまなダウンサンプリングの状況での精度を評価するために、画像の縦軸と横軸に対して、個別のダウンサンプリングレートを設定した。本実験では以下の七種類のダウンサンプリングレートを用いた。(縦 1/4, 横 1/4)(縦 1/4, 横 1/2)(縦 1/2, 横 1/4)(縦 1/2, 横 1/2)(縦 1/2, 横 1)(縦 1, 横 1/2)(縦 1, 横 1)。ここで縦軸、横軸ともに等間隔でのダウンサンプリングを行った。

### 計測誤差のモデルと誤差の大きさ

本実験では計測誤差による補間精度、補間率及び曲面領域の推定結果の変化を調べるため、データセットに含まれる奥行き画像に仮想的な計測誤差を加える。ここでは Anderson らが提案した Flash lidar におけるモデル [81] を利用した。このモデルは計測される距離値の分散が、真の距離値の二乗に比例し光線の入射角の余弦に反比例するというモデルである。本実験では計測される距離値の分散  $\sigma$  が、以下の式に従うと仮定した。

$$\sigma(p, d_{\text{true}}) = k \frac{d_{\text{true}}^2}{\cos(\alpha)}. \quad (4.1)$$

ここで角度  $\alpha$  は画素  $p$  における光線の入射角であり、 $d_{\text{true}}$  は画素  $p$  における計測距離の真値である。係数  $k$  は計測誤差の大きさを決定するパラメータである。Anderson らのモデル [81] では対象物の反射率も考慮する必要があるが、データセットにおける対象物の反射率は不明であるため、反射率は一定であると仮定した。このように定義した分散値を用いて、本実験では画素  $p$  における距離の真値が  $d_{\text{true}}$  である場合に、計測された距離値  $d$  として、以下の確率分布  $p(d|d_{\text{true}})$  に従う正規乱数を利用した。

$$p(d|d_{\text{true}}, p) \propto \exp\left(-\frac{(d - d_{\text{true}})^2}{2\sigma(p, d_{\text{true}})^2}\right). \quad (4.2)$$

この正規乱数により生成される距離値によって計測誤差を加えた奥行き画像を生成する。計測誤差を加えた奥行き画像の例を図 4.2, 図 4.3, 図 4.4 に示す。ここで、各図ともに、左端に奥行き画像の真値、真ん中に計測誤差を加えた奥行き画像、右端に各画素における計測誤差を奥行き値により図示した画像を示している。奥行き画像は全て、(1360–2300 mm) の奥行き値を 256 階調により表現し、真値からの誤差を表す画像は (0–20 mm) の奥行き値の誤差を 256 階調により表現した。ここに、奥行き値を持たない画素に対しては黒色を塗った。誤差の強さを表す係数  $k$  の大きさは、図 4.2, 図 4.3, 図 4.4, で各々、 $0.0 \times 10^{-6}$ ,  $3.0 \times 10^{-6}$ ,  $5.0 \times 10^{-6}$  とした。これらの係数は、実験において代表的に利用する係数である。

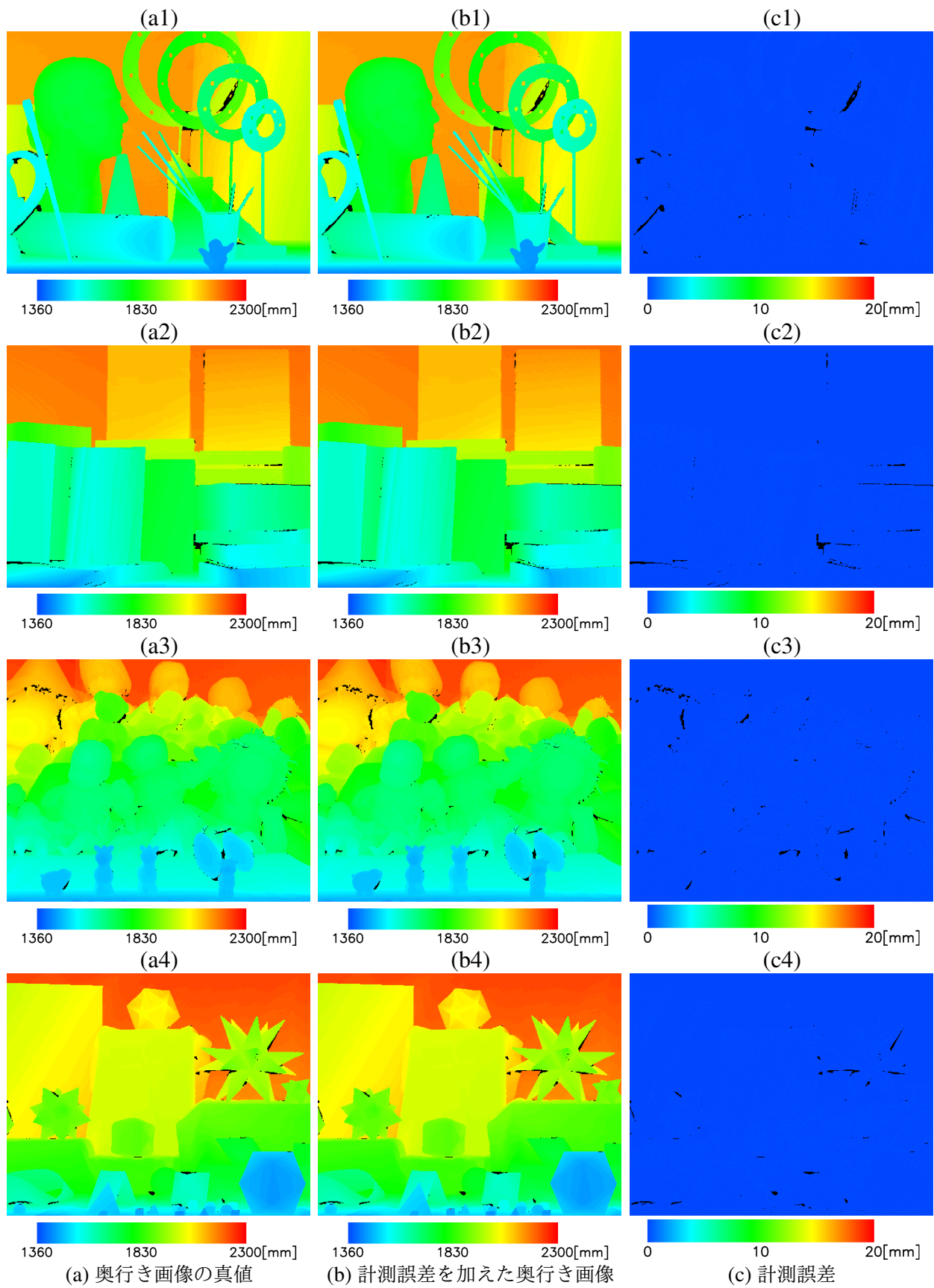


図 4.2 仮想的な計測誤差を与えた奥行き画像の例 (noise coefficient  $k = 0.0 \times 10^{-6}$ ).



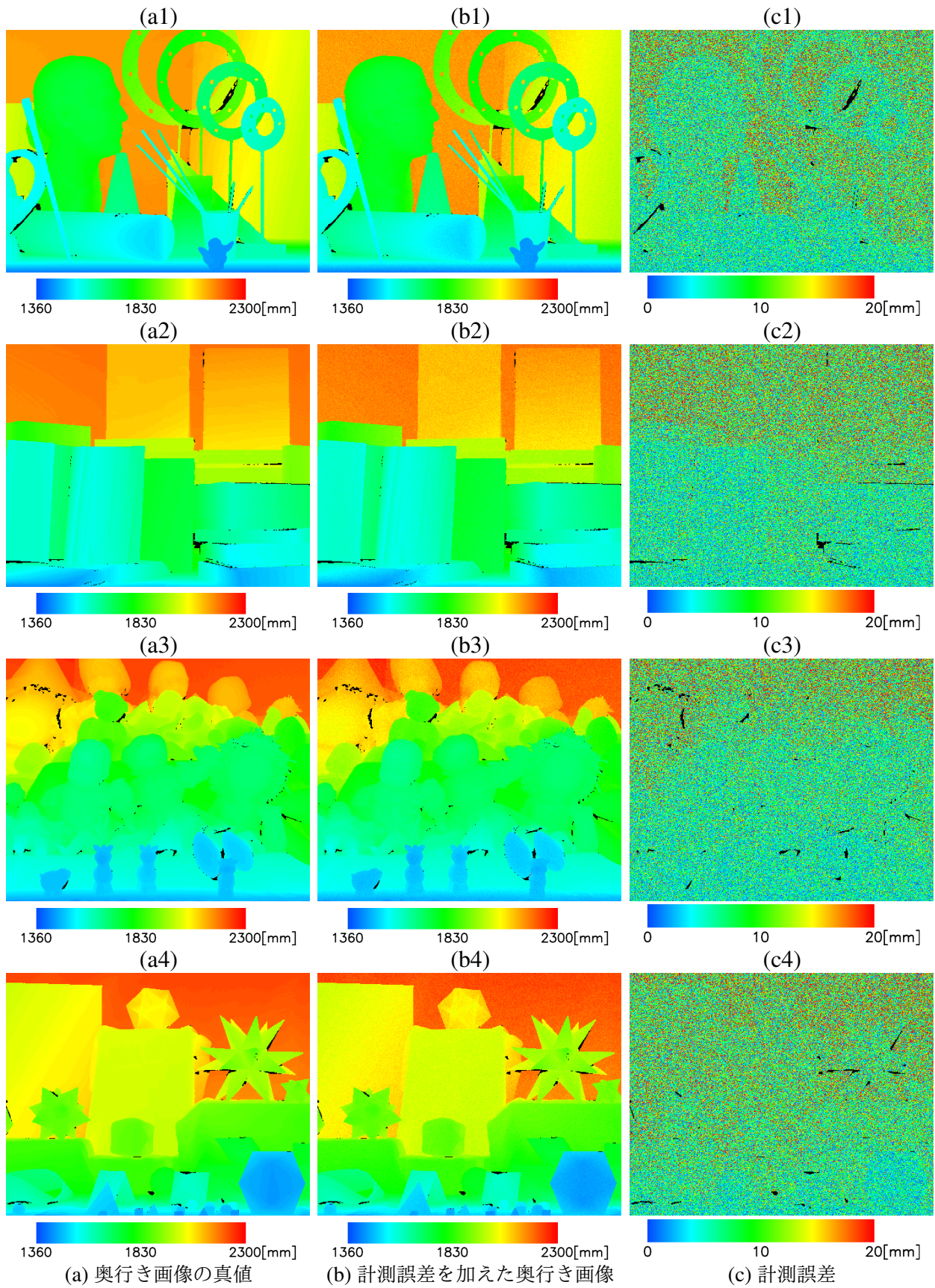


図 4.3 仮想的な計測誤差を与えた奥行き画像の例 (noise coefficient  $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ).

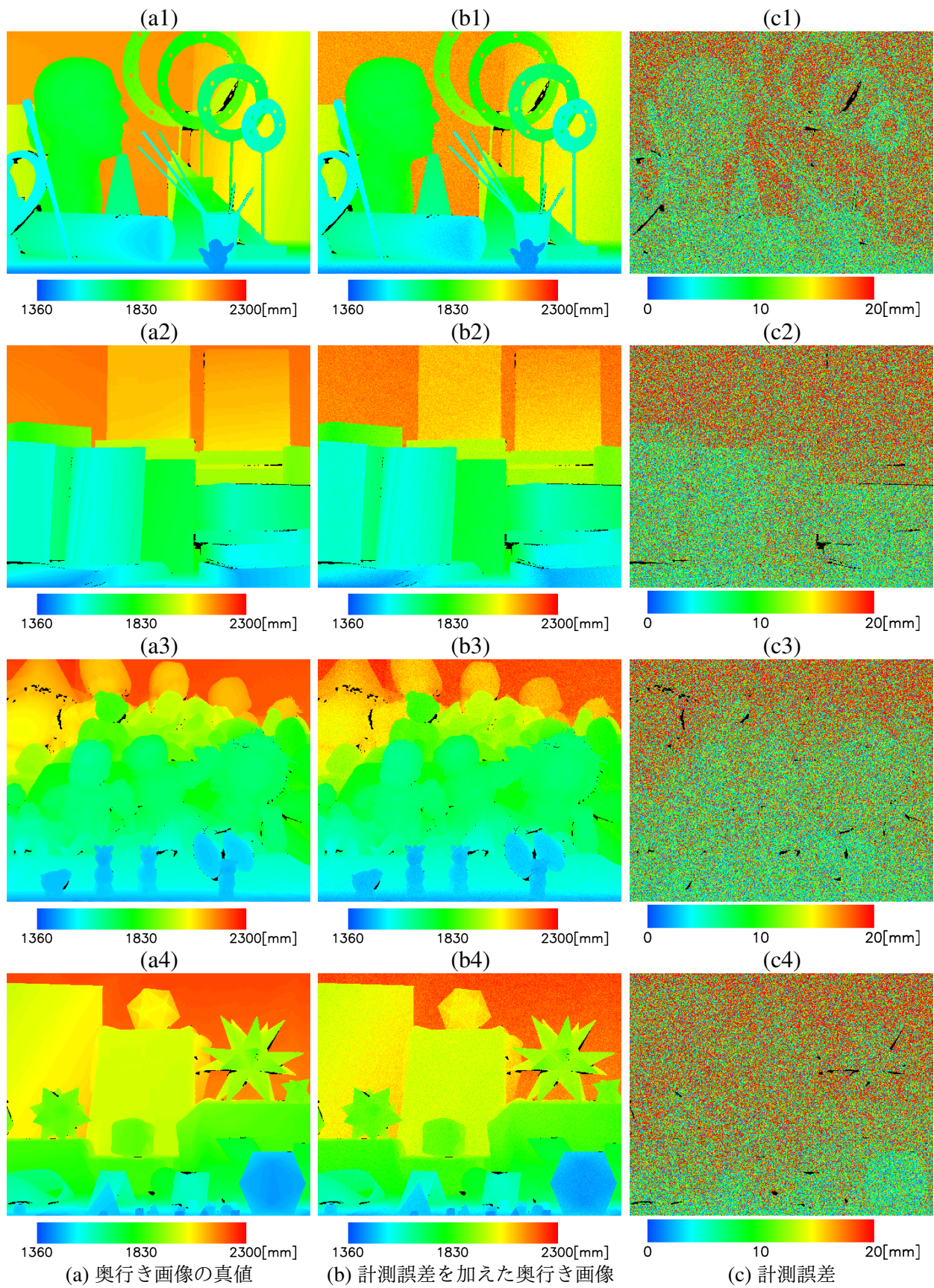


図 4.4 仮想的な計測誤差を与えた奥行き画像の例 (noise coefficient  $k = 5.0 \times 10^{-6}$ ).

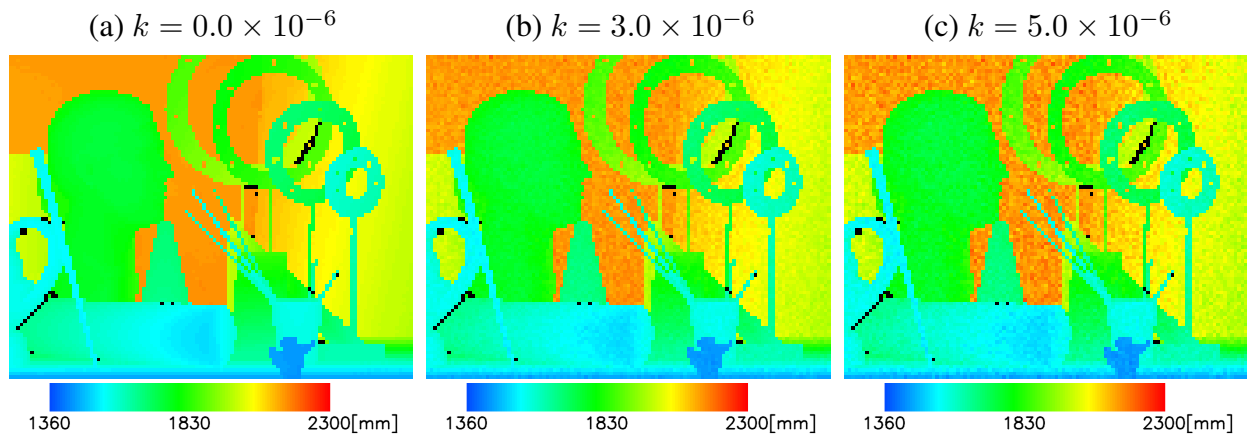


図 4.5 仮想的な計測誤差を与えダウンサンプリングを行った奥行き画像の例 (ダウンサンプリングレート (縦 1/4, 横 1/4)).

図 4.5 に計測誤差を加えダウンサンプリングした奥行き画像の例を示す。計測誤差を加え縦方向 1/4, 横方向 1/4 にダウンサンプリングした奥行き画像を分散の係数  $k$  ごとに並べた。ここで奥行き画像は 1360 mm から 2300 mm までの奥行き値を 256 階調で表したヒートマップとして示し, 奥行き値の与えられていない画素は黒色で塗った。分散の係数  $k$  は  $0.0 \times 10^{-6}$ ,  $3.0 \times 10^{-6}$ ,  $5.0 \times 10^{-6}$  とした。この例では, カメラの正面 1 m 遠方に対象がある場合に, 各々計測値の分散が 0.0 mm, 3.0 mm, 5.0 mm となる計測誤差が加えられている。ダウンサンプリングを行った奥行き画像であるが, 図 4.2, 図 4.3, 図 4.4 と比較できるように, 同じ大きさに拡大し表示している。

本実験では係数  $k$  は  $5.0 \times 10^{-6}$  から 0.0 まで  $1.0 \times 10^{-6}$  刻みに変化させ, 計測誤差に対する補間精度, 補間率及び領域分割の結果の変化を確認した。ここで係数の最大値は, 測域センサ (URG-04LX, 北陽電機製) とレーザレンジファインダ (LMS200, SICK 社製) の性能評価結果 [82] を参考に, 実際のセンサにおけるものよりも大きな値として設定した。

#### 実験に用いた提案手法のパラメータ

表 4.1 実験に用いた提案手法のパラメータ。

$d_{th}$	$n_{small}$	$n_{th}$	$\theta_{th}^{small}$	$\theta_{th}^{large}$
28.0 mm	32 pixel	5 pixel	25.0°	80.0°

提案手法のパラメータは, 全ての実験を通して表 4.1 に示すパラメータを用いた。補間に用いる JBU フィルタ [58](式 2.5) のサポートウィンドウのサイズと分散係数は, 比較対象である PWAS [61] でのパラメータと同一にした。接平面の間の近さのパラメータ  $d_{th}$  と法線ベクトルの量子化幅  $\theta_{th}^{small}$  と  $\theta_{th}^{large}$  は, 補間後の奥行き画像における滑らかさを直接的に制御するパラメータであり, 補間後の形状情報の用途に応じて決定する必要がある。どれも直接的なパラメータであり, 補間後の形状に対して要求する角度分解能や距離分解能と, 計測に用い

るセンサの角度分解能と距離分解能によって決定する。今回は真値を元に決定した。形状が不連続なスーパーピクセルの判定に利用する画素数のしきい値  $n_{\text{small}}$  は、最もデータの量が少ない場合でもスーパーピクセルには平均的に複数 (2 個以上) の形状情報が含まれるように  $2 \times 16 = 32$  画素として設定した。形状情報の個数のしきい値  $n_{\text{th}}$  は今回用いたフィルタのサイズが 8 画素  $\times$  8 画素 であり、最もデータの量が少ない場合は  $1/16$  のデータ量であるため、フィルタ内の平均的な形状情報の個数  $64/16 = 4$  より大きい値として 5 画素と設定した。この値も補間後の形状情報の用途と計測データの量に応じて変更する必要がある。

### 実験に用いた計算機と実装

本論文は、高精度な形状情報の補間手法を提案するものであり、並列化の実装方法については取り扱わない。しかしながら、最終的な研究目的では実時間で処理が求められるため、参考として提案手法の計算時間を示す。ここでは OpenMP を用いて簡易的に並列化した実装の 16 GB RAM を搭載した Intel Core i7-2600 CPU (3.40GHz) における処理時間を示す。

## 4.2 データセットに対する実験結果

本節では実験の結果を項目ごとに示す。まず、計測誤差の大きさを変化させた場合の法線ベクトルの推定結果 (4.2.1 節) と曲面領域の推定結果を示す (4.2.2 節)。次に解像度や計測誤差の大きさに対する補間精度と補間率の変化を示し (4.2.3 節)、処理にかかった計算時間を示す (4.2.4 節)。本節で示す全ての実験結果のグラフにおいて、提案手法による結果は赤色の実線、MRF [57] による結果は紫色の破線、PWAS [61] による結果は青色の破線を用いる。

### 4.2.1 法線ベクトルの推定結果

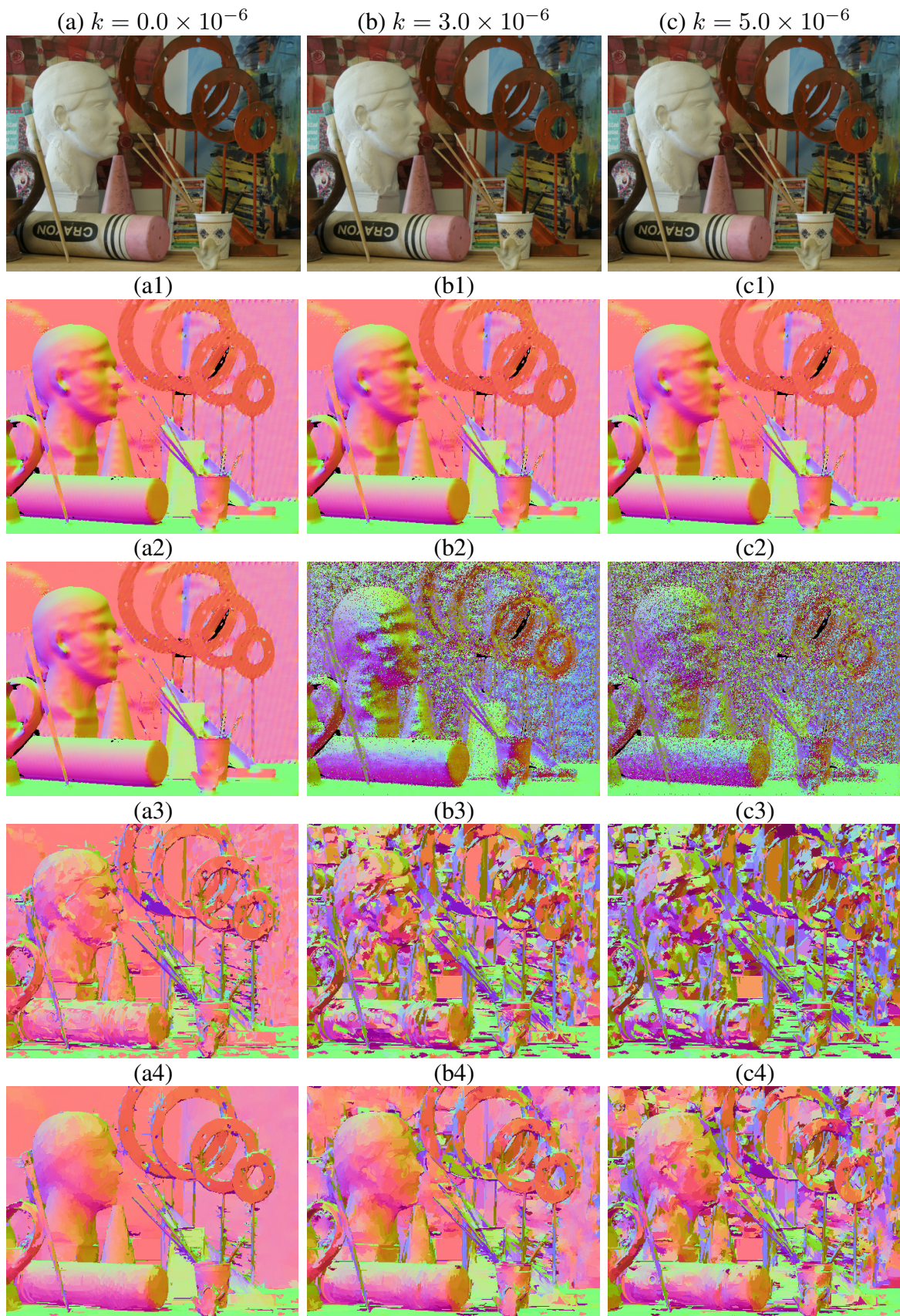
図 4.6 と、図 4.7 から図 4.10 に提案手法による法線ベクトルの推定結果を示す。図 4.7 から図 4.10 においては、各図ともに、上段から対象としたシーンのカラー画像、滑らかで高解像度な形状情報から計算された法線マップ、計測誤差を加えた高解像度な形状情報から計算された法線マップ、スーパーピクセル内の形状情報に対する接平面として推定された法線マップ、そして連続的に繋がる接平面による修正を行った法線マップを表している。高解像度な形状情報に対する法線マップにおいては、各画素の  $14 \times 14$  画素の近傍における形状情報に対して主成分分析を行い、法線ベクトルを計算した。左から順に計測誤差の係数が  $k = 0.0 \times 10^{-6}$ ,  $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ,  $k = 5.0 \times 10^{-6}$  である場合の結果を示す。アップサンプリングレートは  $4 \times 4$  とし、最も少ない形状情報を利用した場合の結果を示す。図 4.6 においては、図 4.7 から図 4.10 において示した結果の中から、計測誤差の係数が  $k = 3.0 \times 10^{-6}$  である場合の推定結果を取り出し、注目すべき小領域における結果を示す。ここで、左から全体のカラー画像、抽出した小領域におけるカラー画像を表し、法線マップは、順に滑らかで高解像度な形状情報から計算されたもの、スーパーピクセル内の形状情報に対する接平面として推定されたもの、連続的に

つながる接平面による修正を行ったものを表している。左端のシーン全体のカラー画像において、赤枠にて抽出した小領域を示す。対象シーンの法線マップの真値は解らないため、滑らかで高解像度な形状情報から計算された法線マップとの定性的な比較を元に結果を述べる。

計測誤差を加えた場合は、高解像度な形状情報を用いた場合でも法線マップが綺麗に推定されていない(図 4.7 から図 4.10 の各図における (b2) と (c2))。元のデータにおける計測誤差(図 4.3 と 図 4.4 における (c)) が大きいため、正しい法線ベクトルを推定出来なかった。これに対して、スーパーピクセル内の形状情報に対する接平面として推定された法線マップ(図 4.7 から図 4.10 の各図における (a3), (b3), (c3)) では、ある程度正しい法線ベクトルが推定されているが、部分的に間違っただけの法線ベクトルが推定されている。計測誤差の無い場合の結果(図 4.7 から図 4.10 の各図における (a3)) では、正しい法線ベクトルが推定されているため、計測誤差によって形状情報が破壊されたことが原因となり法線ベクトルが間違っただけで推定されたことがわかる。2.2.3 節において、スーパーピクセル内の形状情報の線型性を利用した Saxena らの研究 [56] と比較し述べたように、提案手法では、計測誤差による接平面の推定精度低下への対策として、連続的に繋がる接平面による修正を行う。実際に図 4.7 から図 4.10 の各図における (b1) と (b3) と (b4), (c1) と (c3) と (c4) を確認すると、修正処理によって、滑らかで高解像度な形状情報から計算した法線マップ ((a1), (b1), (c1)) に、より類似した法線マップ ((a4), (b4), (c4)) が推定されていることがわかる。ここで、図 4.6 に示した小領域においても、修正処理による効果を確認することができる。右から三つの画像 (a2)-(a4), (b2)-(b4), (c2)-(c4), (d2)-(d4) を比較すると、連続的に繋がる接平面による修正によって、滑らかで高解像度な形状情報から計算された法線マップに、より類似した法線マップ ((a4), (b4), (c4), (d4)) が得られていることが確認できる。ここで、連続的に繋がる接平面による修正を行うと、細かい法線の変化が失われていることがわかる。(a2) における石膏像の耳の形状や、(c2) における人形腹部の服のシワによって生じた法線の変化が、(a4) や (c4) では失われていることがわかる。また、(a4) における石膏像の眉近辺の境界部分や (b4) における本の境界部分などの、形状の境界部分においては、法線ベクトルの修正が行えなかった。これは、安定的な面の内部とは異なり、面の境界部分では周囲の接平面の情報から形状を推定することが困難であるため、計測誤差による形状の破壊を修正出来なかった結果であると考えられる。



図 4.6 法線ベクトルの推定結果の拡大表示 (noise coefficient  $k = 3.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).

図 4.7 法線ベクトルの推定結果 (*Art*) (magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).

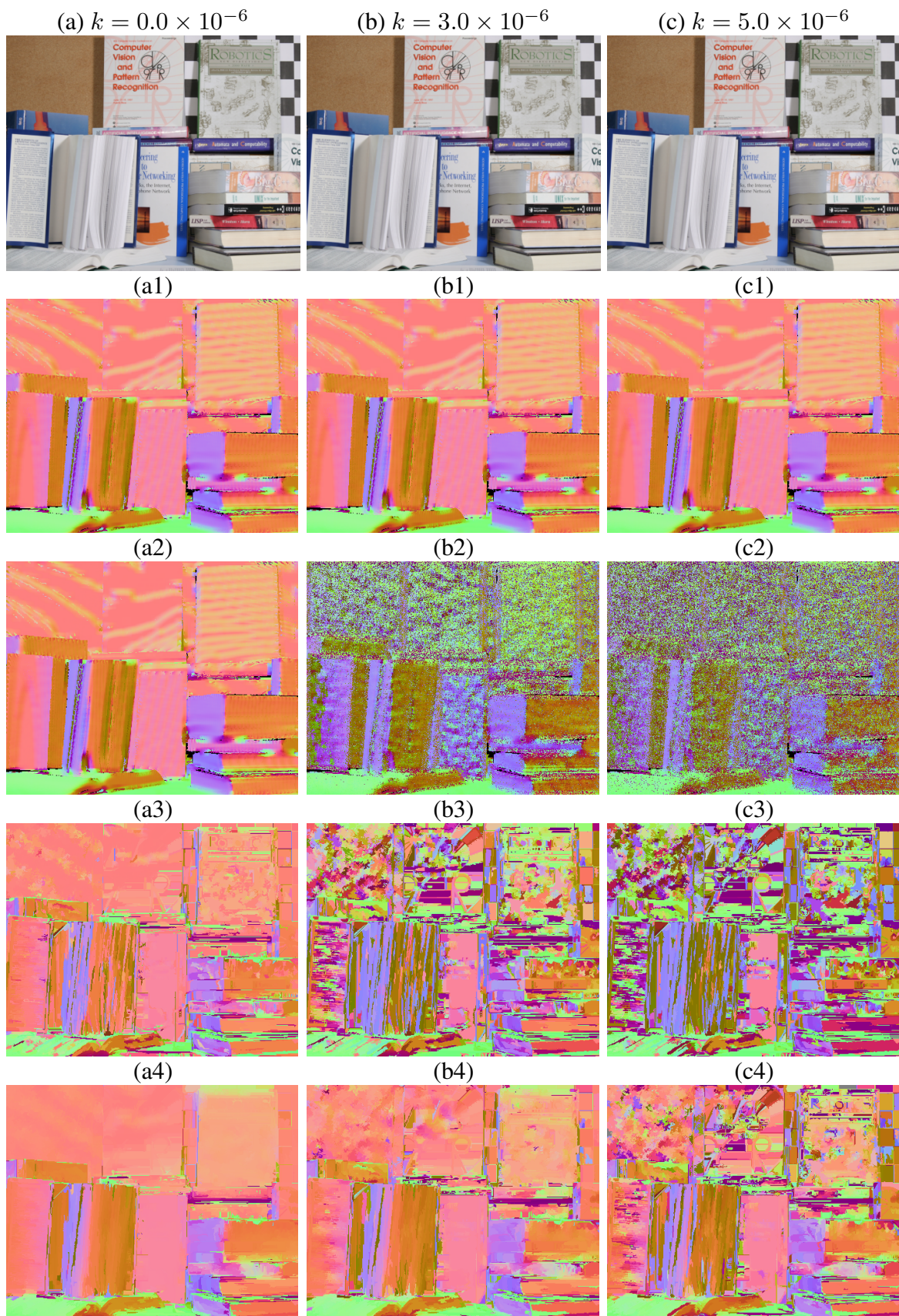
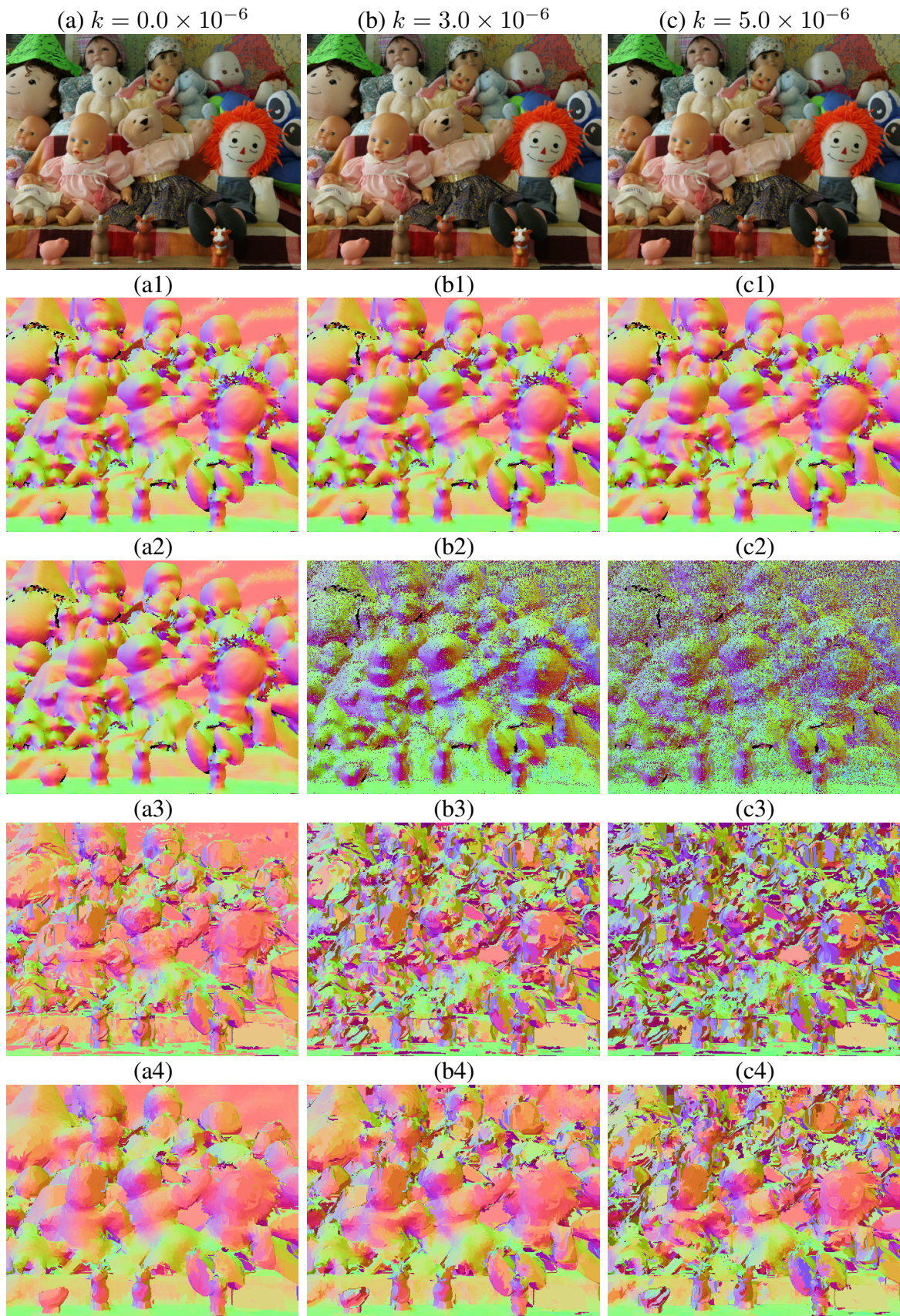


図 4.8 法線ベクトルの推定結果 (*Books*) (magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).



図 4.9 法線ベクトルの推定結果 (*Dolls*) (magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).

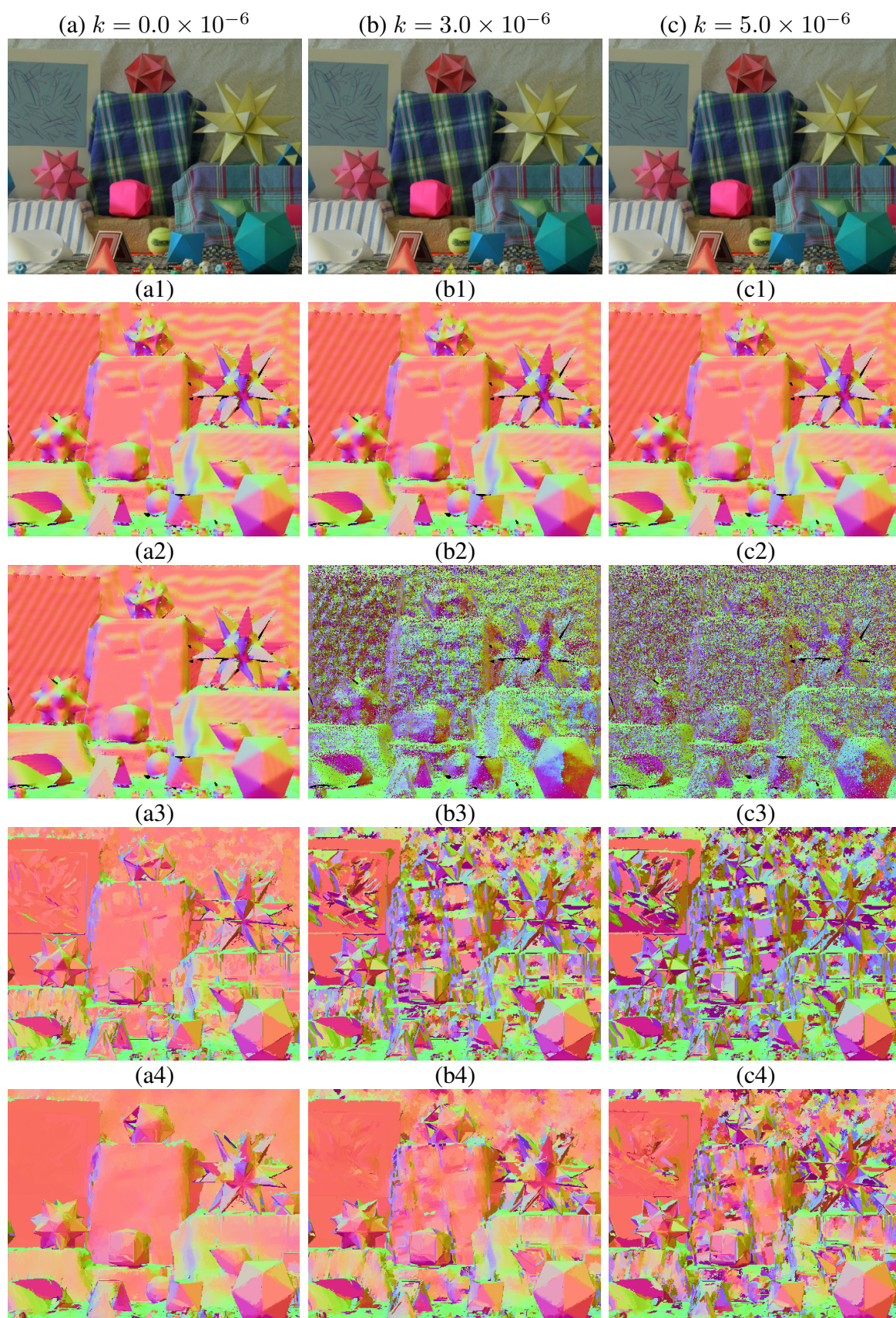


図 4.10 法線ベクトルの推定結果 (*Moebius*) (magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).

### 4.2.2 曲面領域の推定結果

図 4.11, 図 4.12, 図 4.13 に提案手法による曲面領域の推定結果を示す。各図ともに左から, アップサンプリングレートが  $\times 1 \times 1$ ,  $\times 2 \times 2$ ,  $\times 4 \times 4$  の場合の推定結果を表しており, 図 4.11, 図 4.12, 図 4.13 は各々, 計測誤差の係数が  $k = 0.0 \times 10^{-6}$ ,  $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ,  $k = 5.0 \times 10^{-6}$  である場合の結果を示している。ここでは領域ごとにランダムに色を塗ることで領域分割の結果を表示した。提案手法では, 光線追跡によって接平面間の連続性を評価するため, 遮蔽された領域における形状の連続性を考慮することができる。そのため, 図 4.11, 図 4.12, 図 4.13 の各図における (a1), (b1), (c1) に示すように, シーン *Art* おける背景の壁は, 画素として隣接していない場合でも, 同じ領域として連結されている。全ての結果において, 連続に繋がる領域は同じ領域として認識されているが, 連続性の評価は甘く, 図 4.11 の (a4) に示した結果のように, 領域がつながり過ぎている場合が見られる。

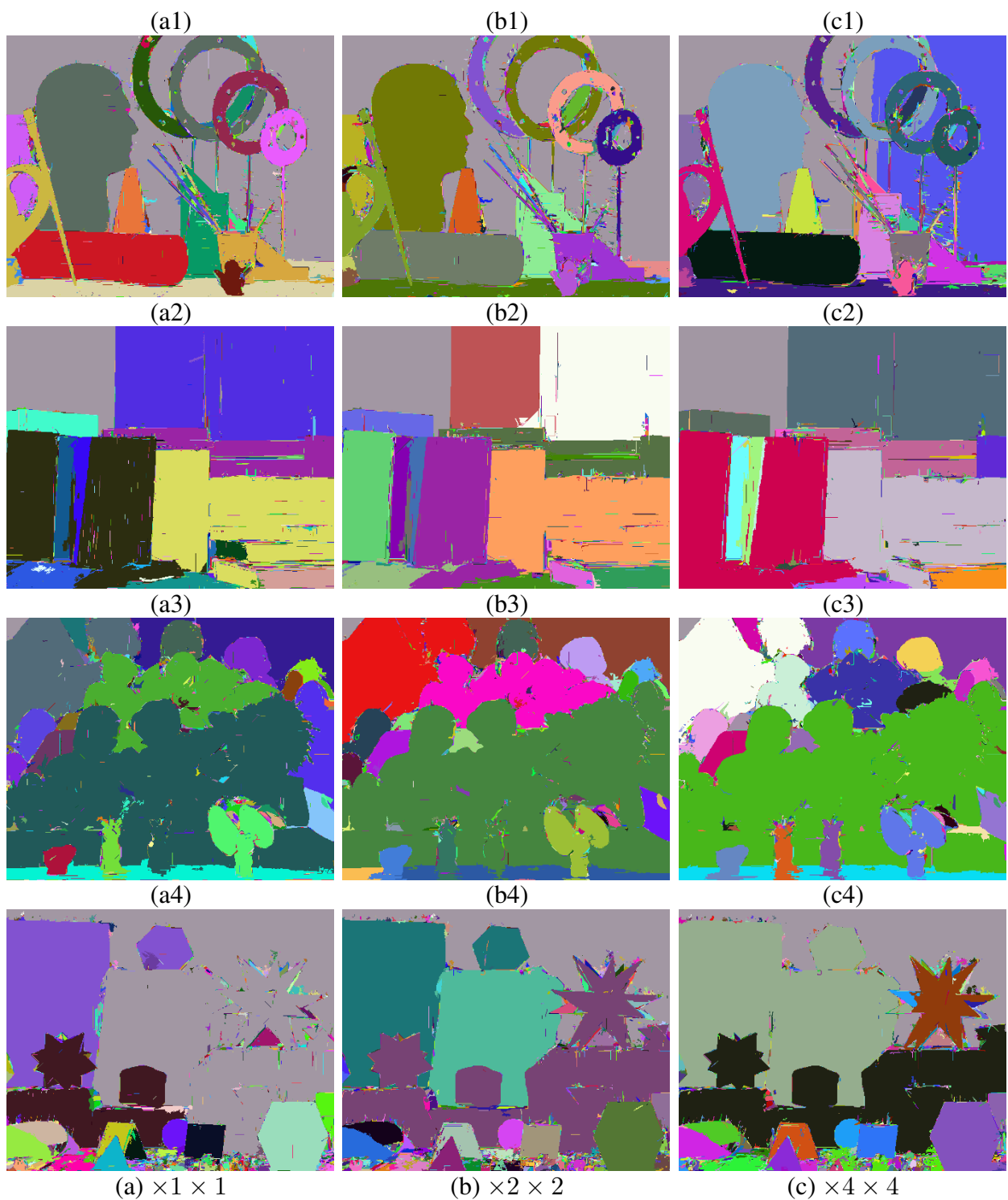


図 4.11 曲面領域による領域分割の推定結果 (noise coefficient  $k = 0.0 \times 10^{-6}$ ).

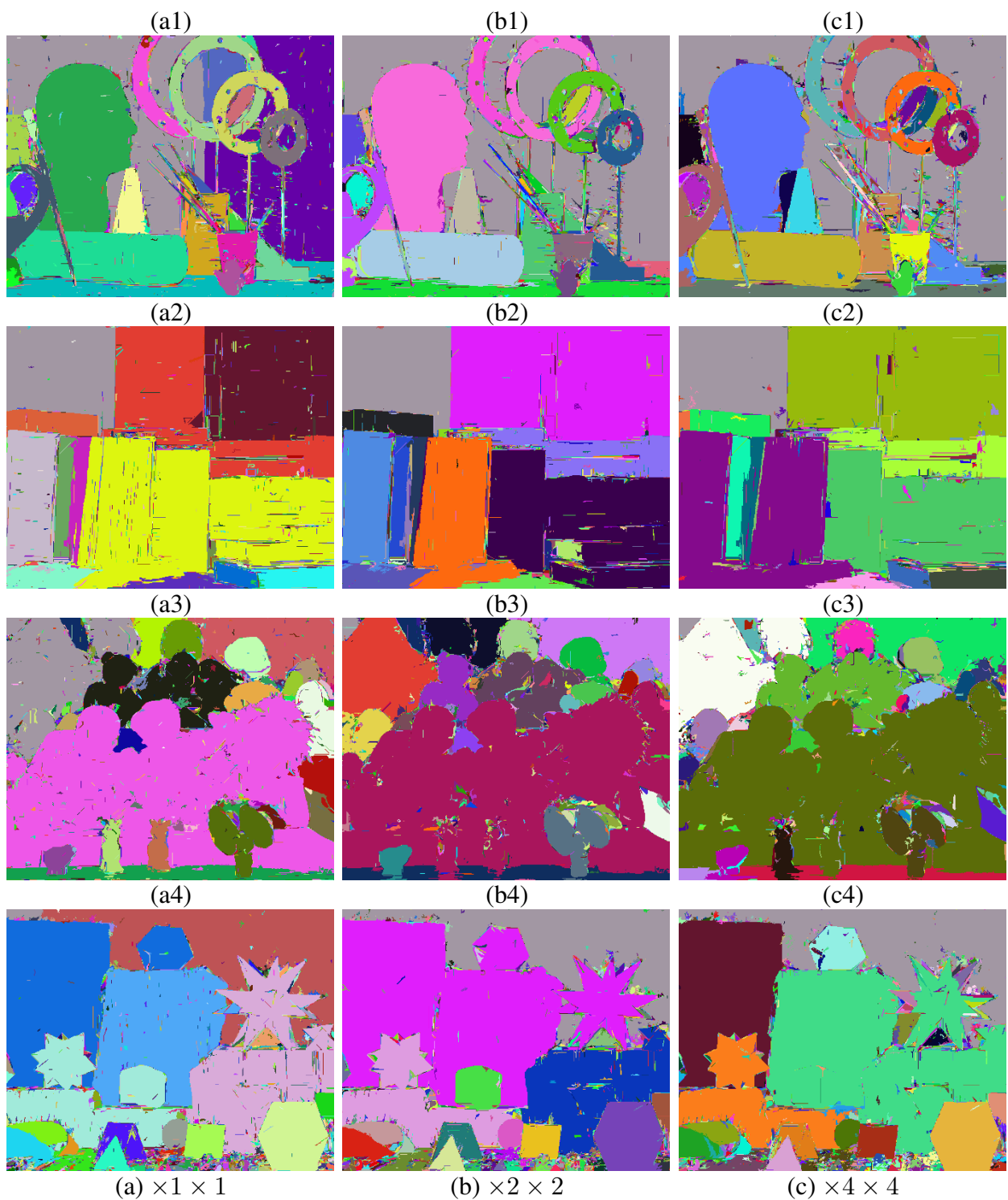


図 4.12 曲面領域による領域分割の推定結果 (noise coefficient  $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ).

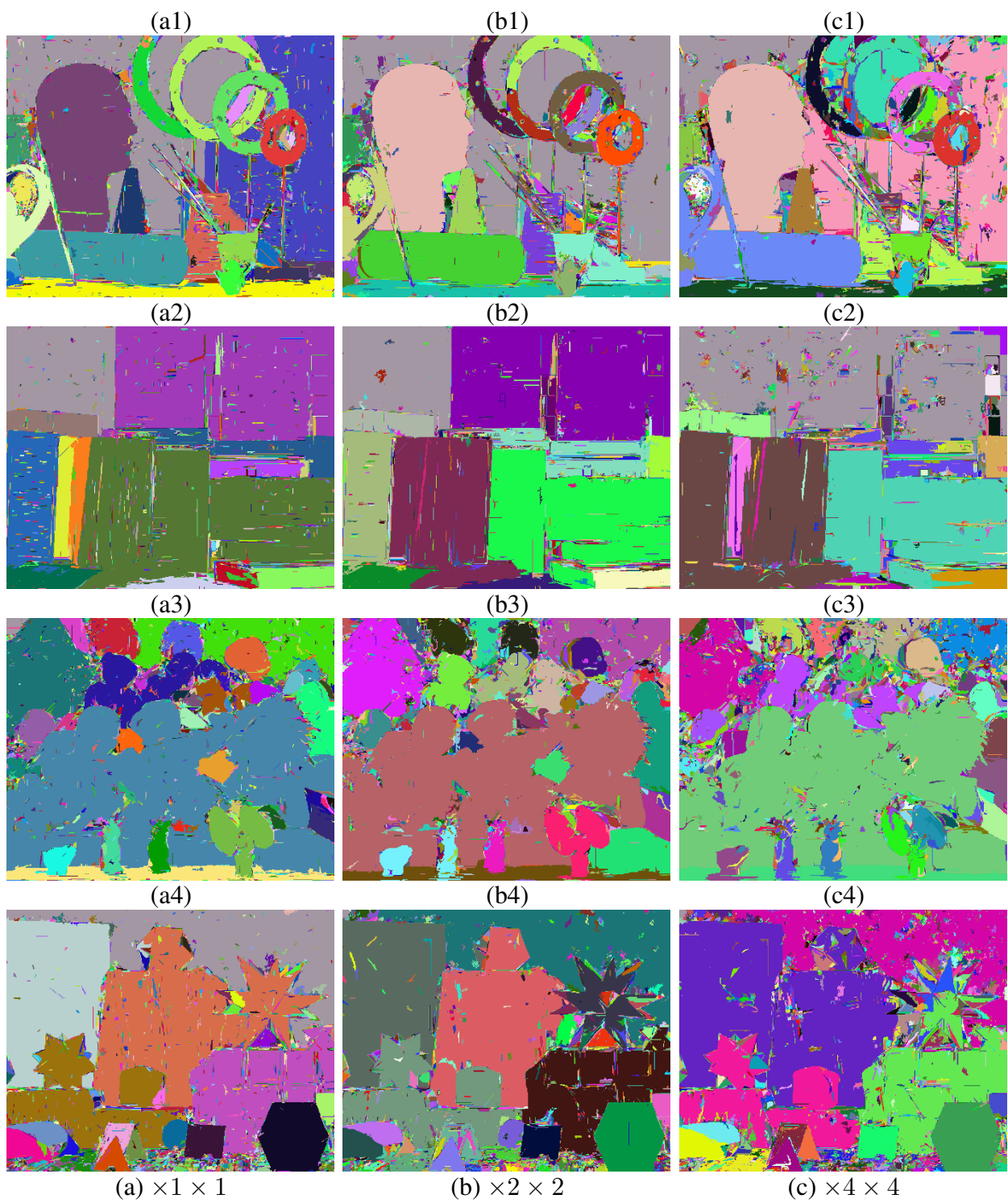


図 4.13 曲面領域による領域分割の推定結果 (noise coefficient  $k = 5.0 \times 10^{-6}$ ).

### 4.2.3 補間精度の評価結果

#### 画素ごとにおける補間精度の評価

図 4.14, 図 4.15, 及び図 4.16 に画素ごとの補間精度を示す。各画素での奥行き値の誤差 (0 mm から 20 mm までの値) を 256 階調で表したヒートマップとして示し、奥行き値を持たない画素については、黒色で塗った。ここでは最も解像度の低い場合 (アップサンプリングレート  $\times 4 \times 4$ ) の結果を示す。図 4.14, 図 4.15, 図 4.16 は 各々, 計測誤差の係数が  $k = 0.0 \times 10^{-6}$ ,  $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ,  $k = 5.0 \times 10^{-6}$  である場合の結果を示している。MRF [57] と PWAS [61] では計測誤差の大きさに関わらず, 形状が不連続な境界付近にて大きな補間誤差が生じている (各図 (a) 列と (b) 列) が, 提案手法では補間が行われていない (各図 (c) 列)。一方で形状が連続な領域の内部での補間誤差は, 計測誤差がまったく無い場合 ( $k = 0.0 \times 10^{-6}$ ) は, 三つの手法の間で, あまり違いがない (図 4.14)。計測誤差が大きい場合 ( $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ,  $k = 5.0 \times 10^{-6}$ ) は, どの手法においても, 元のデータにおける計測誤差 (図 4.3 と 図 4.4) に比べて補間誤差が小さくなった。ここで, PWAS [61], MRF [57], 提案手法の順で, 補間誤差が小さくなっており, 提案手法における補間誤差がもっとも小さい。

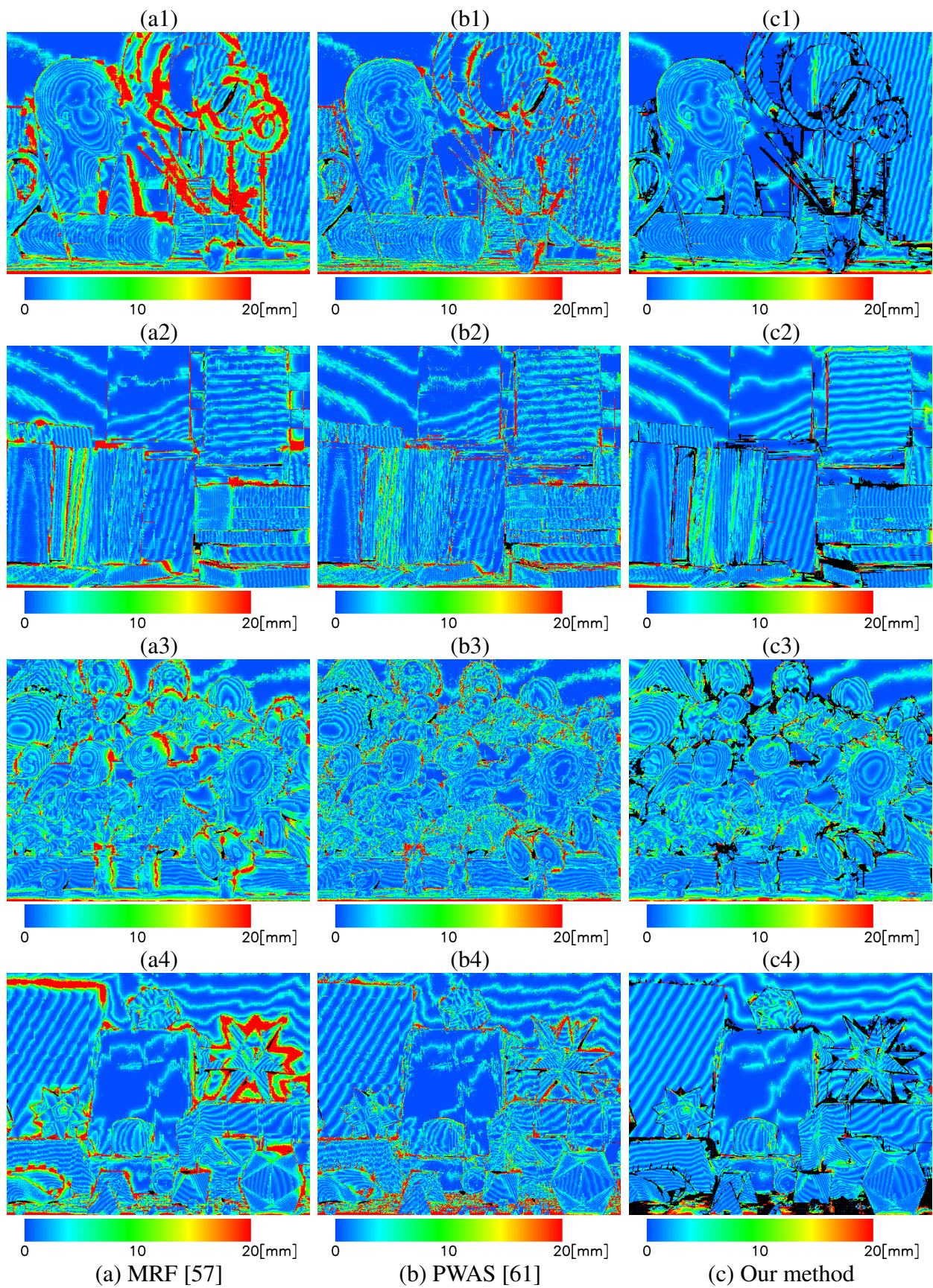


図 4.14 各画素における補間誤差を用いた補間精度の比較 (noise coefficient  $k = 0.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).



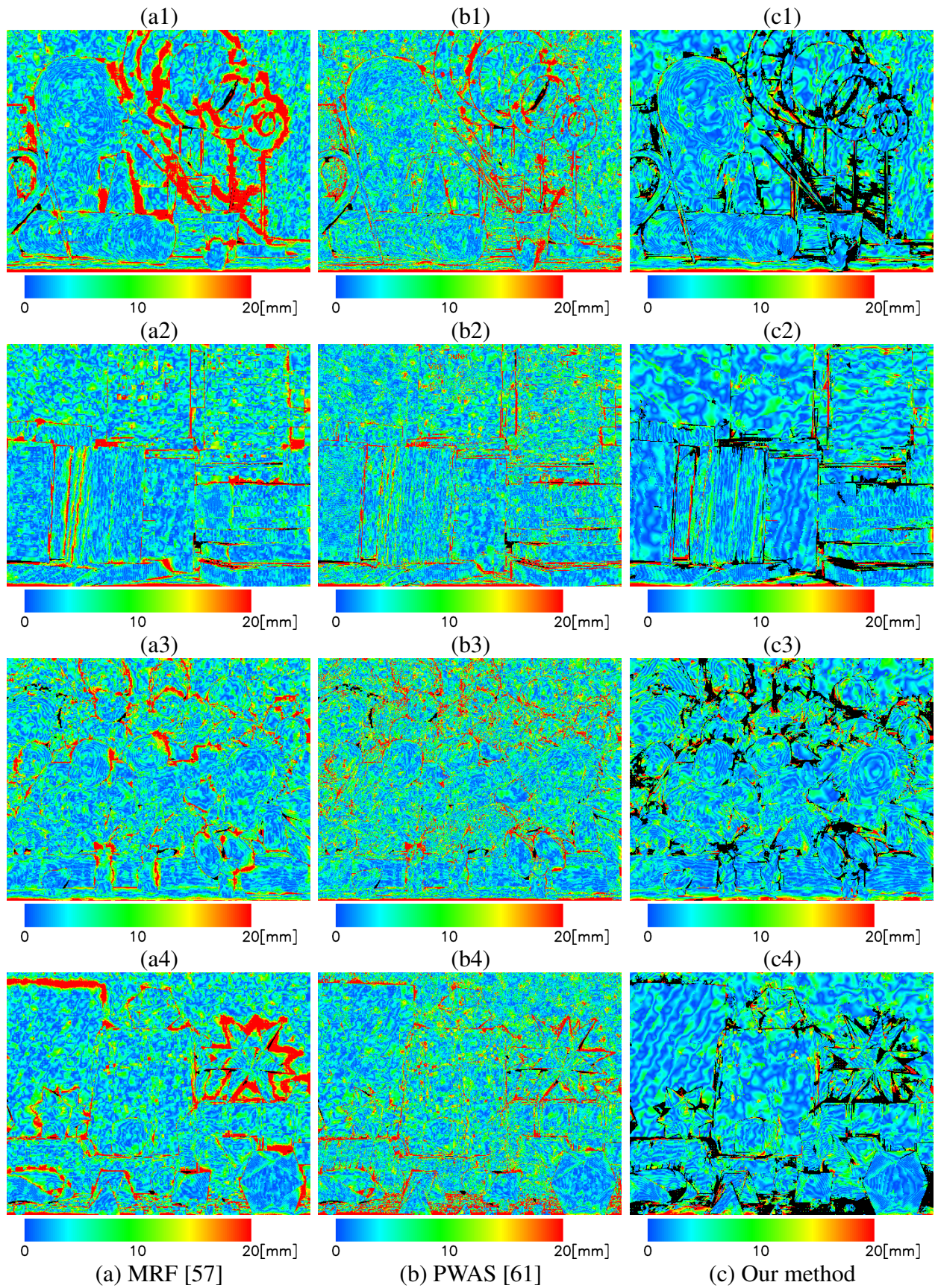


図 4.15 各画素における補間誤差を用いた補間精度の比較 (noise coefficient  $k = 3.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).

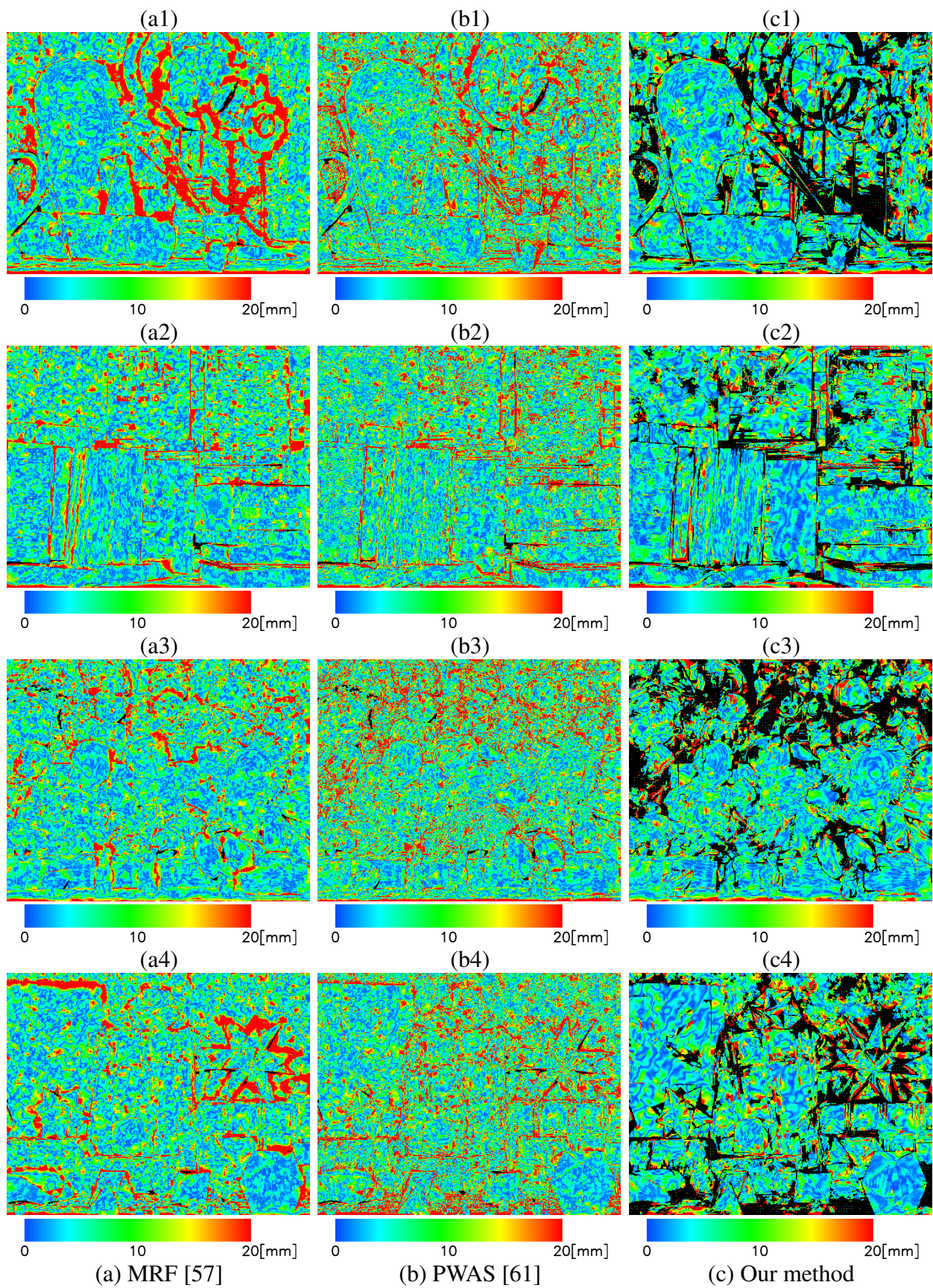


図 4.16 各画素における補間誤差を用いた補間精度の比較 (noise coefficient  $k = 5.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).

## 奥行き画像としての補間精度の評価

奥行き画像としての補間精度は RMSE と MAE を用いて評価を行う。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\sum_{p \in P} \frac{|I_{\text{depth}}(p) - I_{\text{depth}}^{\text{true}}(p)|^2}{|P|}}. \quad (4.3)$$

$$\text{MAE} = \sum_{p \in P} \frac{|I_{\text{depth}}(p) - I_{\text{depth}}^{\text{true}}(p)|}{|P|}. \quad (4.4)$$

ここで  $I_{\text{depth}}$  は補間された奥行き画像とし、 $I_{\text{depth}}^{\text{true}}$  は真の奥行き画像とする。そして、真の奥行き画像と、補間された奥行き画像と両方において奥行き値を持つ画素の集合を  $P = P(I_{\text{depth}}) \cap P(I_{\text{depth}}^{\text{true}})$  とする。この  $P$  上にて補間精度を評価する。ここに、記号  $|P|$  は、画素の集合  $P$  に含まれる画素の個数を表す。また、提案手法では境界付近など、形状情報が少ない曲面領域にて補間が行われない。補間が行われた画素の割合を調べるため、以下の式により定義される補間率を用いて評価を行う。

$$\text{completion rate} = \frac{|P(I_{\text{depth}}) \cap P(I_{\text{depth}}^{\text{true}})|}{|P(I_{\text{depth}}^{\text{true}})|}. \quad (4.5)$$

図 4.17 と 図 4.18 に各々 RMSE, MAE, 補間率による評価結果を示す。ここで図の最上段が対象にしたシーンのカラー画像、二段目、三段目、四段目は計測誤差を加えない場合 ( $k = 0.0$ ) と加えた場合 ( $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ) ( $k = 5.0 \times 10^{-6}$ ) におけるアップサンプリングレートに対する RMSE と MAE の推移を示すグラフである。五段目と六段目はアップサンプリングレートを縦 4 倍横 4 倍 ( $\times 4 \times 4$ ) に固定した場合の計測誤差の大きさに対する RMSE と MAE の変化を示すグラフと補間率の変化を示すグラフである。全てのグラフにおいて、提案手法の結果、MRF [57] の結果、PWAS [61] の結果をそれぞれ、赤色の実線、青色の破線、緑色の破線により示した。計測誤差を加えていない場合、アップサンプリングレートが縦 2 倍横 2 倍 ( $\times 2 \times 2$ ) よりも小さい場合は、大域的最適化による補間手法である MRF [57] の精度は高く、提案手法よりも高精度な補間が行われた場合があった (図 4.18 (b1), (c1), (d1))。一方で、計測誤差を加えた場合 ( $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ,  $k = 5.0 \times 10^{-6}$ ) は、計測誤差の大小に関わらず提案手法の補間誤差は RMSE, MAE どちらで測っても、他の手法を下回った。ここで、アップサンプリングレートが縦 1 倍横 1 倍 ( $\times 1 \times 1$ ) で誤差が含まれている場合、つまり誤差を含んだ高解像度な形状情報に対しても、提案手法の補間誤差は他の手法を下回っている (図 4.18 (a2), (b2), (c2), (d2) など)。また、もっとも形状情報の少ない場合、アップサンプリングレートが縦 4 倍横 4 倍 ( $\times 4 \times 4$ ) の場合でも、提案手法は他の手法よりも高精度な補間を行うことができた。さらに、全てのシーンにおいて、提案手法は計測誤差が大きい場合 ( $k = 5.0 \times 10^{-6}$ ) でも 80% 以上の領域を補間することができた。

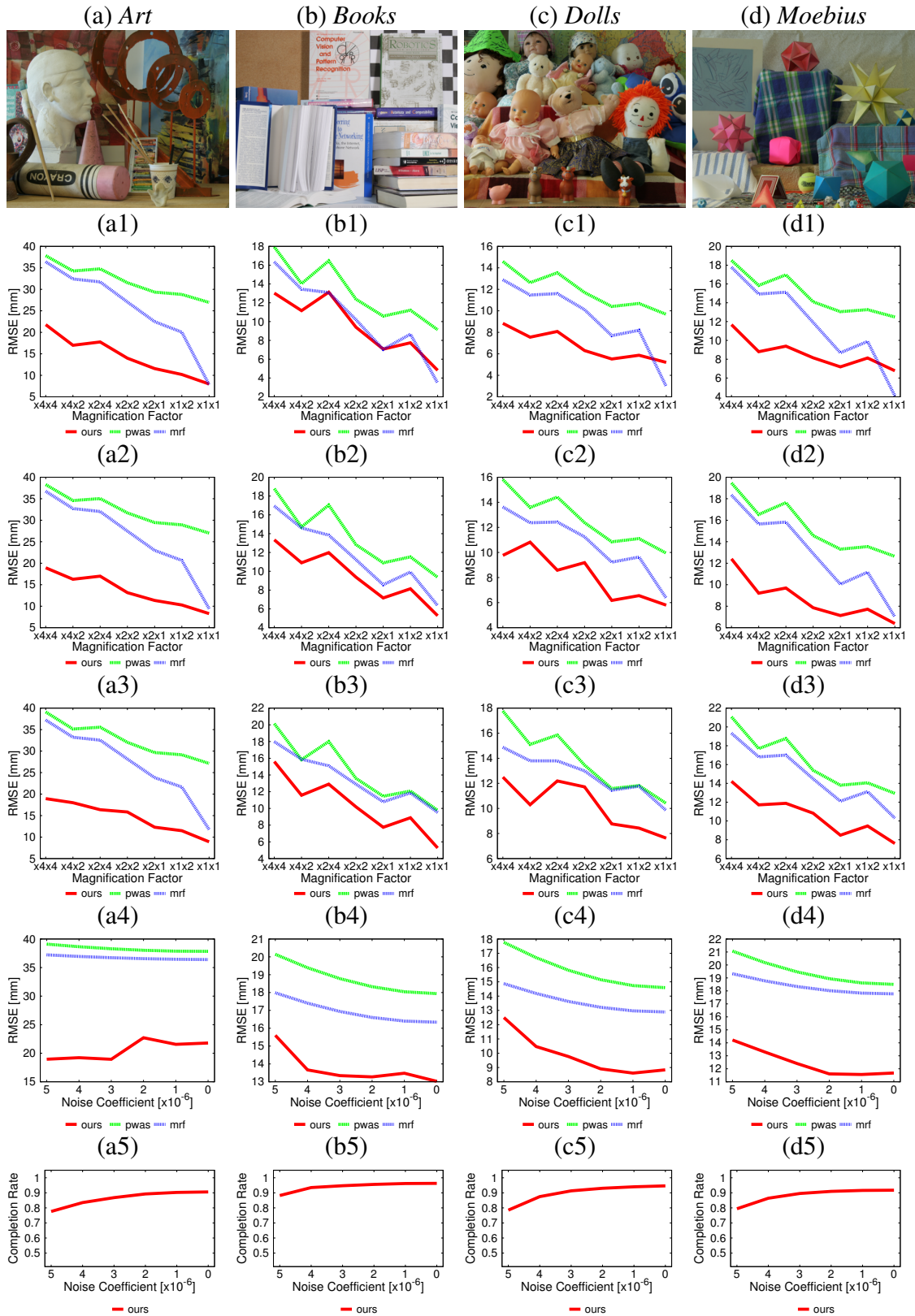


図 4.17 RMSE による補間精度の比較. 上段より対象シーンのカラー画像, 計測誤差がない場合の RMSE ( $k = 0.0$ ), 計測誤差が大きい場合の RMSE ( $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ), 計測誤差が最も大きい場合の RMSE ( $5.0 \times 10^{-6}$ ), アップサンプリングレートを (x4, x4) に固定した場合の計測誤差に対する RMSE と 補間率.

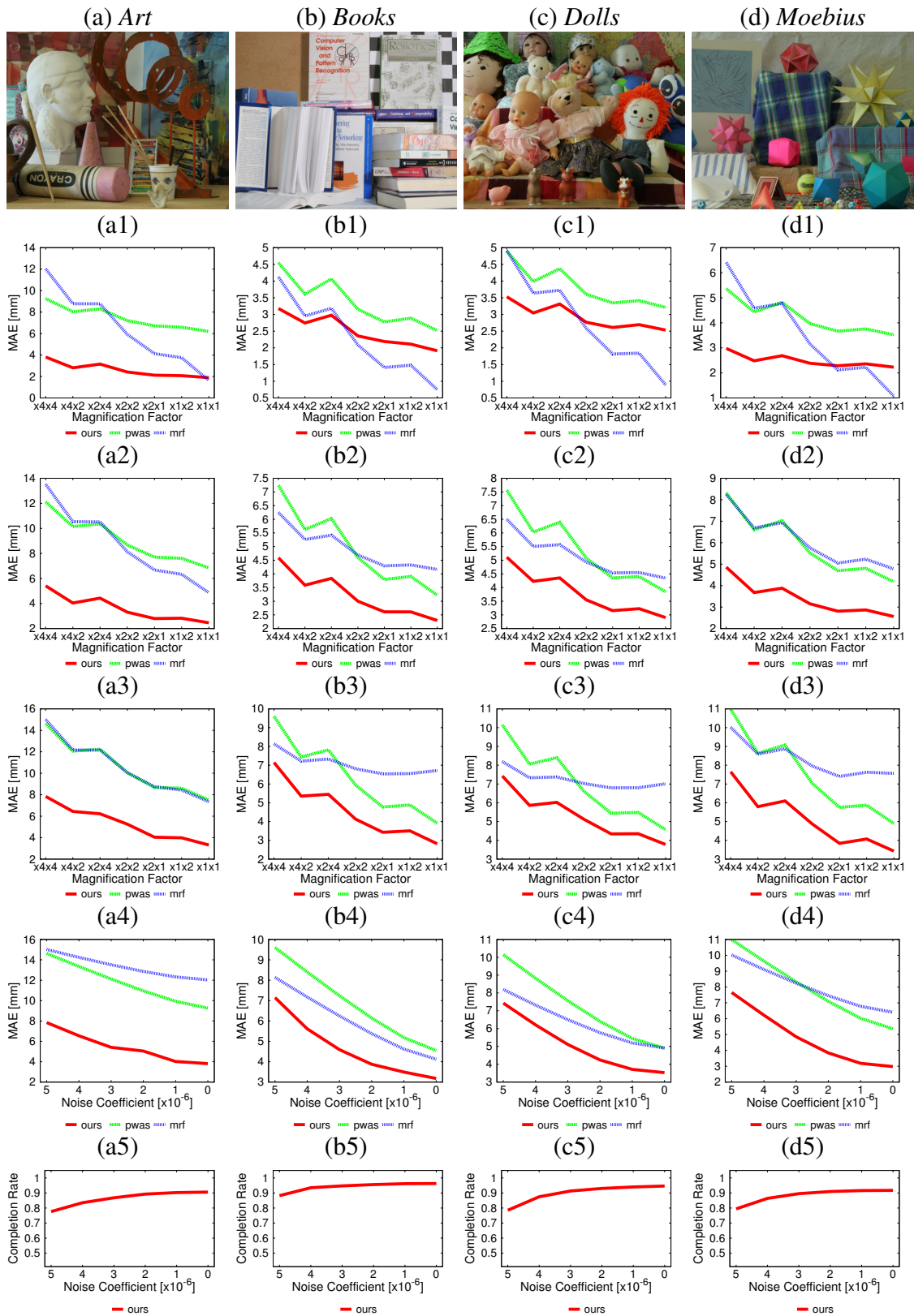


図 4.18 MAE による補間精度の比較. 上段より対象シーンのカラー画像, 計測誤差がない場合の MAE ( $k = 0.0$ ), 計測誤差が大きい場合の MAE ( $k = 3.0 \times 10^{-6}$ ), 計測誤差が最も大きい場合の MAE ( $5.0 \times 10^{-6}$ ), アップサンプリングレートを (x4, x4) に固定した場合の計測誤差に対する MAE と 補間率.

## 4.2.4 計算時間の計測結果

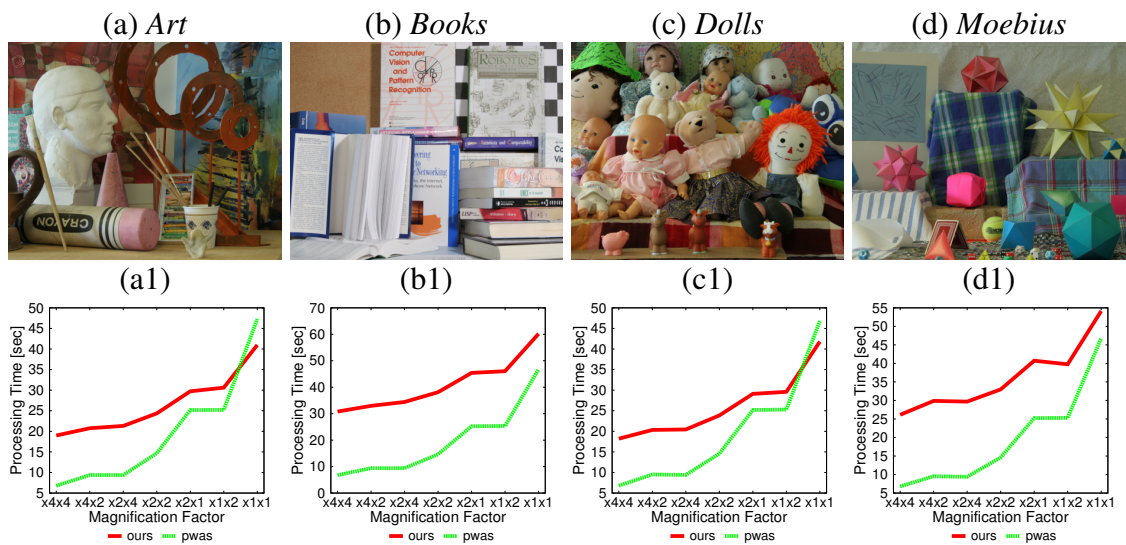


図 4.19 計算時間の比較. 提案手法と PWAS [61] の計算時間を各々，赤色の実線と緑色の破線により表示 (noise coefficient  $k = 3.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).

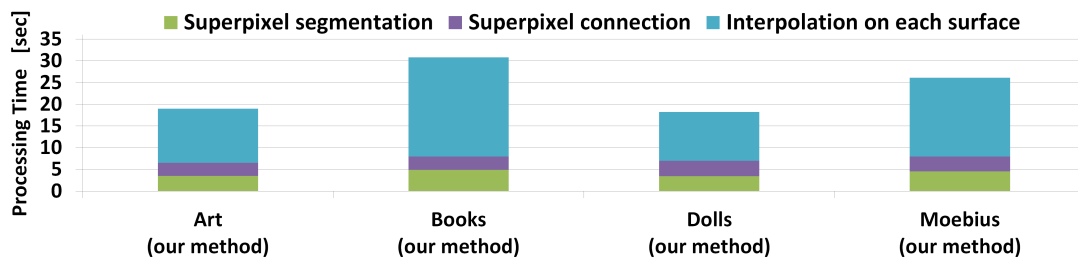


図 4.20 各処理における計算時間. 緑色の領域：スーパーピクセル分割；紫の領域：曲面領域の推定；水色の領域：概形を用いた形状情報の補間 (noise coefficient  $k = 3.0 \times 10^{-6}$ , magnification factor  $\times 4 \times 4$ ).

図 4.19 に提案手法と局所フィルタを用いた補間手法 PWAS [61] の処理時間を示す。アップサンプリングレートが縦 4 倍，横 4 倍で計測誤差の係数が  $k = 3.0 \times 10^{-6}$  である場合の処理時間を示した。提案手法は現在の実装では PWAS [61] よりもほとんど全ての場合において，計算時間が多くかかった。特にその差が大きい場合においては，20 秒以上多く計算時間が必要であった (図 4.19 (b1))。図 4.20 に提案手法の各処理における処理時間を棒グラフにて示す。緑色の領域がスーパーピクセル分割にかかった時間，紫色の領域が接平面を用いたスーパーピクセルの結合処理にかかった時間，そして水色の領域が領域ごとの補間にかかった時間を表している。今回の実装では，曲面領域による領域分割を行うために最大で 8 秒程度時間がかかった。一方で，その後の領域ごとの形状情報の補間には，その倍以上の処理時間が必要であった。

## 4.3 デプスカメラによる計測データに対する実験

本節では、提案手法の実データに対する補間特性を検証するために行った実験と、実験結果について詳説する。

### 4.3.1 デプスカメラによる計測データを用いた実験の概要

デプスカメラから計測された三次元点群とカラー画像に対して、提案手法による補間処理を適用する実験を行った。4.1.1 節にて概説したデータセットを用いた実験と同じ条件で実験を行う。比較のために大域的最適化を用いた手法 (MRF) [57] と、低解像度な奥行き画像から決まる物体の領域分割の情報を利用する局所フィルタを用いた手法 (PWAS) [61] による補間実験も行った。一般的に、計測対象の真の形状を把握することは困難であるため、ここでは精度検証を目的とせず、実データに対する補間結果の定性的な比較のみを目的とする。

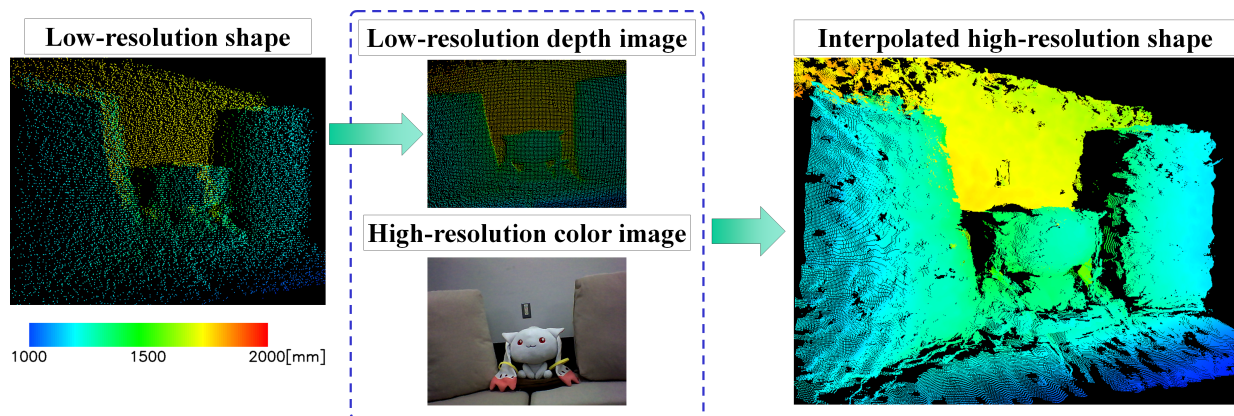


図 4.21 デプスカメラによる計測データを用いた検証実験の概要。

1.3.1 節にて述べた定式化に従い、はじめに、デプスカメラから計測された三次元点群を奥行き画像へ変換し、デプスカメラから得られたカラー画像を用いて補間を行う。そうして得られた奥行き画像を三次元点群に変換し、高解像度な形状情報を取得する。ここでは、他の補間手法により得られる形状情報と比較を行い、提案手法の補間特性を検証する。図 4.21 に本実験の概要図を示す。ここでは、左列にデプスカメラにより計測された低解像度な形状情報を、三次元点群により示し、センサパラメータを用いて変換した奥行き画像を中列上段に示す。この図では、奥行き値によるヒートマップを元に三次元点群へ色を塗った。中列下段には、計測されたカラー画像を示し、カラー画像による補間結果を右列に示した。

### 4.3.2 デプスカメラによる計測データを用いた実験における条件

本節では、実験に使用したデプスカメラと、実験を行った環境について詳説する。

#### 実験に用いたデプスカメラ

赤外 LED 照明を利用した SoftKinetic 社製の Time-of-Flight 方式デプスカメラ DS311 [50] を用いて計測データを取得した。本研究が最終的に利用するレーザによる計測に比べて、LED 照明による計測は耐環境性能が低く、また計測精度が低いため、今回利用する計測データは、想定よりも補間が困難な計測データと考えられる。ここで、DS311 は三次元点群とともに、カラー画像も計測できる。図 4.22 に DS311 のセンサとしての仕様を示す。今回の実験では、レンズ


SoftKinetic DS311	Specifications	
	Depth resolution	160 x 120 (QQVGA)
	Depth field of view (HxV)	57.3° x 42°
	Color resolution	640 x 480 (VGA)
	Color field of view (HxV)	50° x 40°

図 4.22 デプスカメラ DS311 の仕様 (SoftKinetic 社 HP [50] より)。

歪みの補正を行う必要があるため、画像の境界周辺の画素の情報を捨て、全解像度 640 × 480 より小さい、620 × 460 画素のカラー画像を利用した。ここで、レンズのパラメータやセンサ間の位置に関するパラメータは、専用のコマンドによってセンサから与えられるものを利用した。

#### 計測を行った環境

今回の実験では、屋内にて対象物をデプスカメラにより計測したデータを利用した。ここで、図 4.23 と図 4.24 に計測を行った環境と、計測により得られたカラー画像を示す。対象物までの近さを変えた二つの計測環境における計測データを用いて実験を行った。ここで、実験環境 1(図 4.23)において三つのシーン、実験環境 2(図 4.24)において二つのシーンを、デプスカメラにて計測し、得られた形状情報とカラー画像を用いて実験を行った。実験環境 1 では、センサから対象物までの距離を約 1 メートル 50 センチとし、白い人形 (図 4.23(a)) と、本 (図 4.23(b))、クッション (図 4.23(c)) を対象物とした。次に、実験環境 2 では、センサから約 2 メートル離れた場所に対象物を設置し計測を行った。ここでは、複数の人形 (図 4.24(a)) や、机と壁 (図 4.24(b)) を対象物とした。



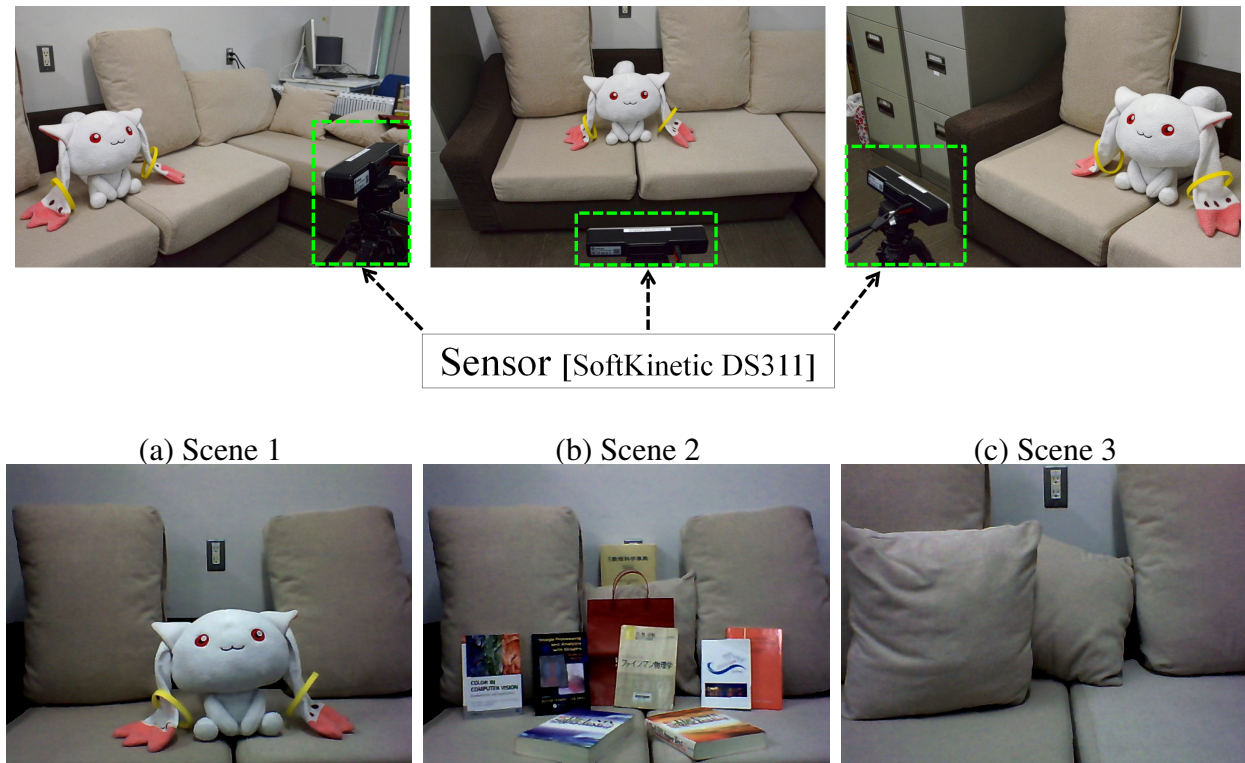


図 4.23 実験環境 1 と計測されたカラー画像.

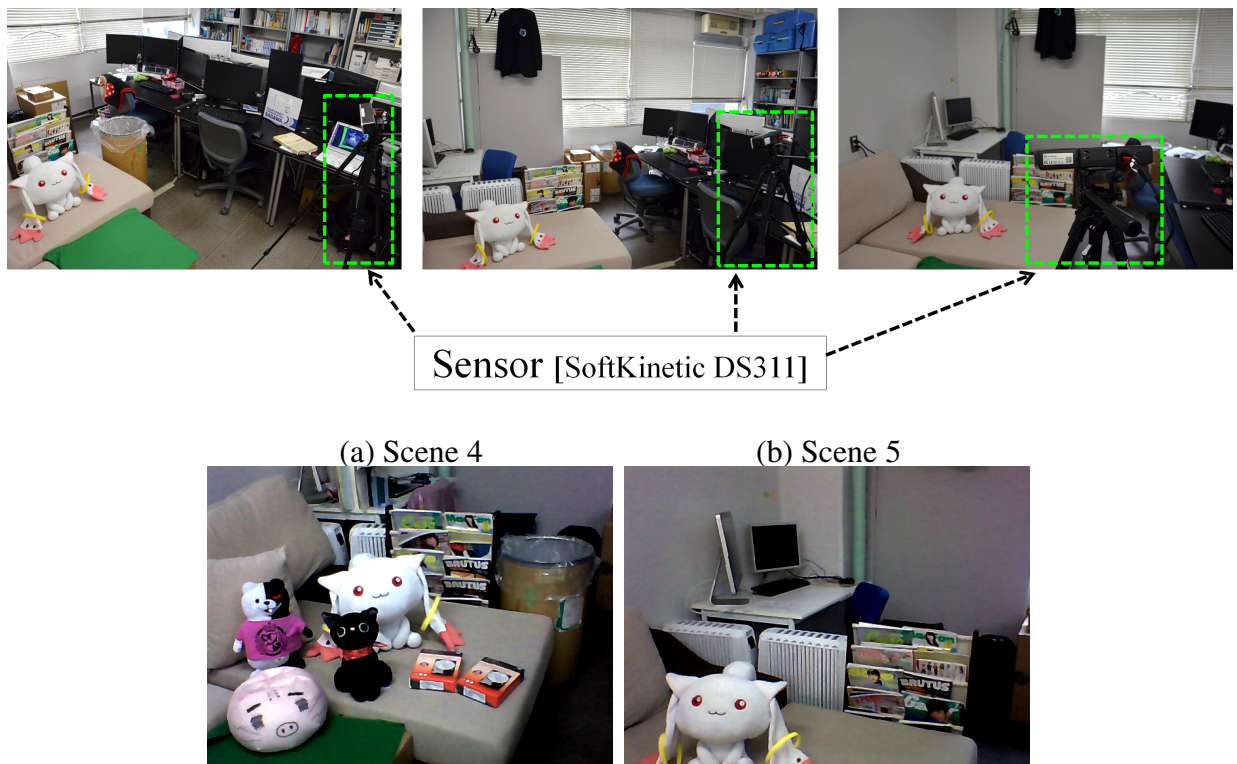


図 4.24 実験環境 2 と計測されたカラー画像.

### 4.3.3 デプスカメラによる計測データに対する実験結果

図 4.23 に示した実験環境 1 での、計測データに対する補間結果を図 4.25 から図 4.27 において示す。これらの図においては、左端に計測された低解像度な形状情報を示し、左から順に MRF [57] による補間結果、PWAS [61] による補間結果、提案手法による補間結果を、カラー画像により得られた色を塗った三次元点群により示した。図 4.25 から図 4.27 により、提案手法では、形状が不連続となる境界付近にて、補間が行われていないことが確認できる。

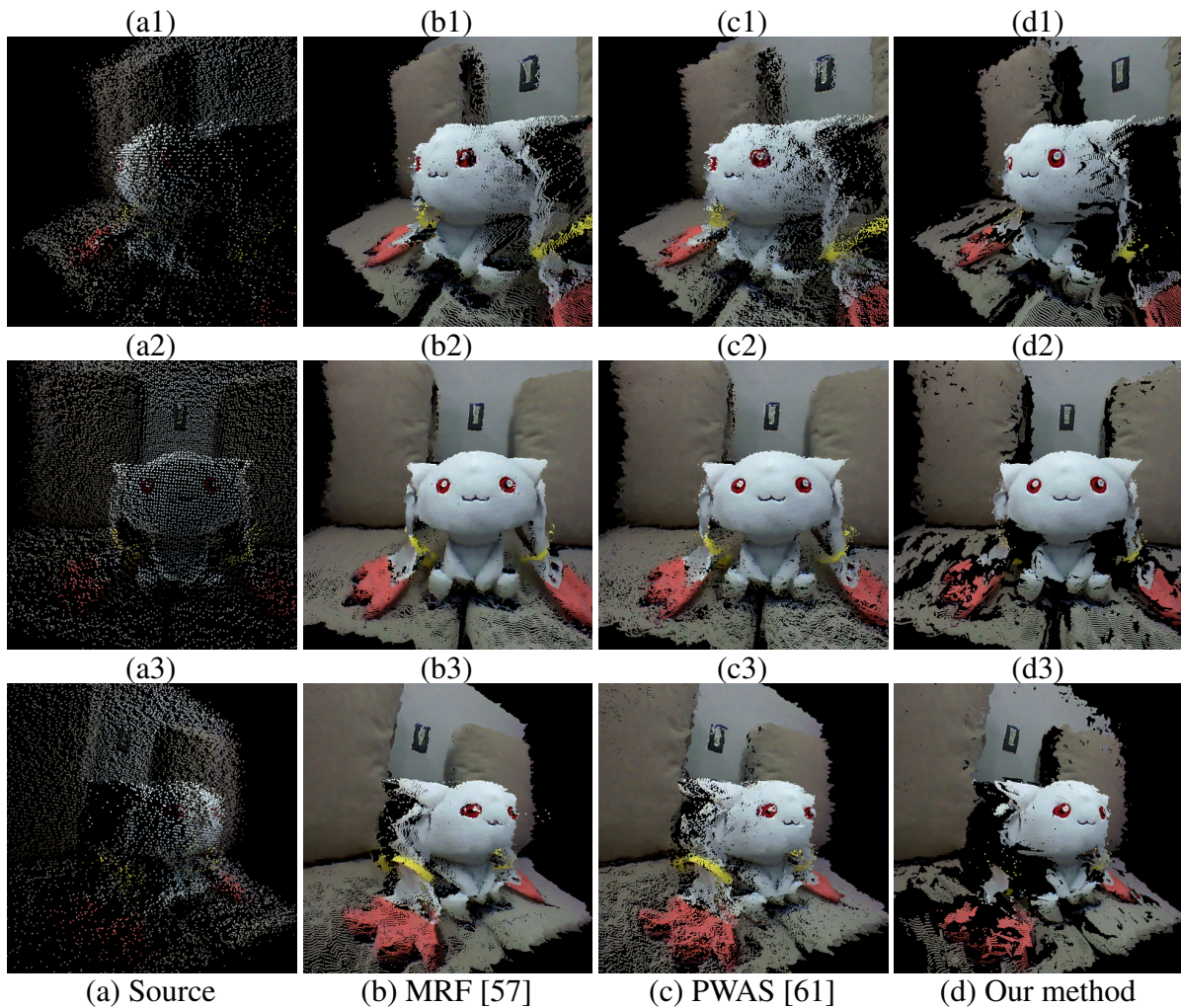


図 4.25 Scene 1 における計測データと補間結果.

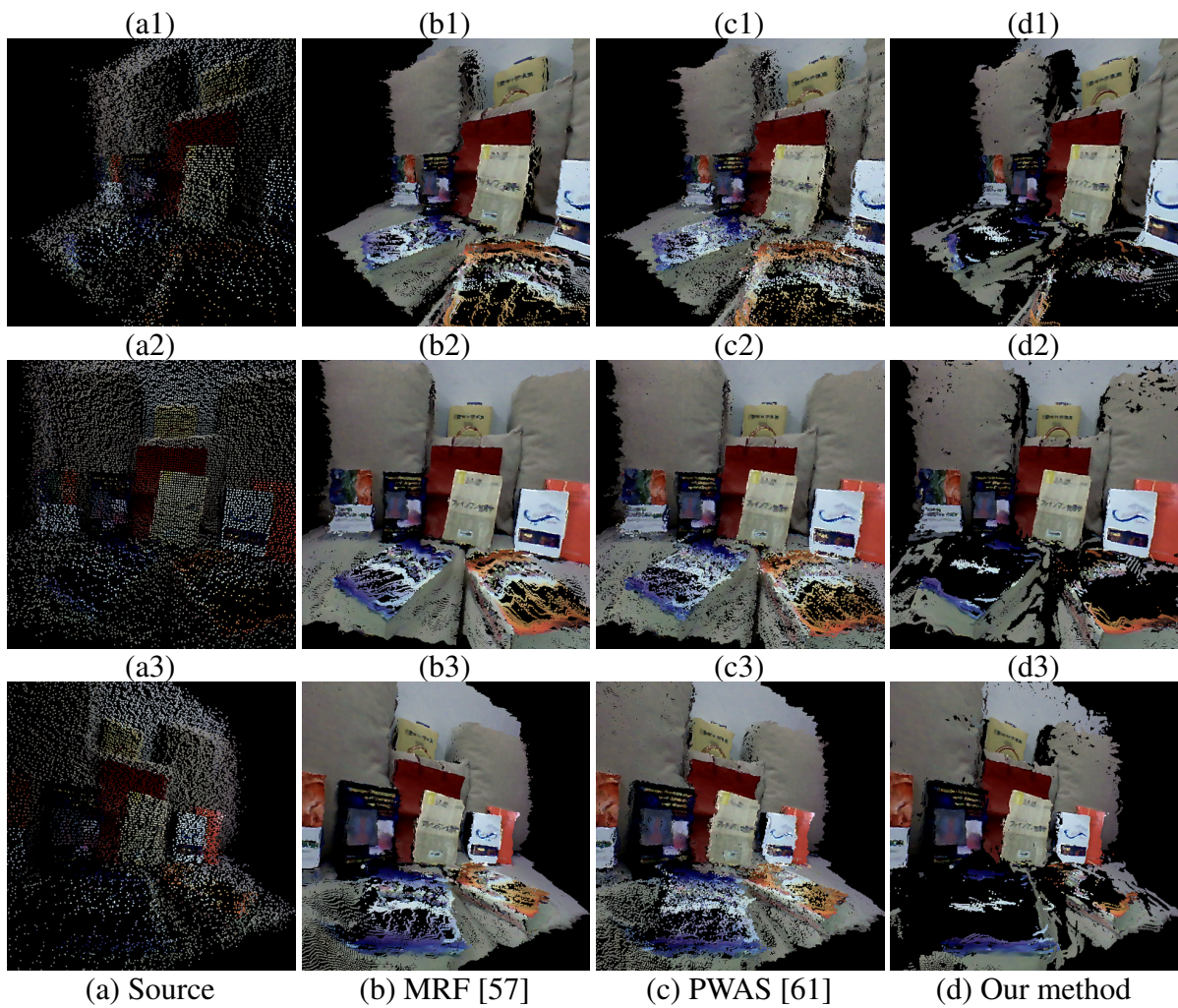


図 4.26 Scene 2 における計測データと補間結果.

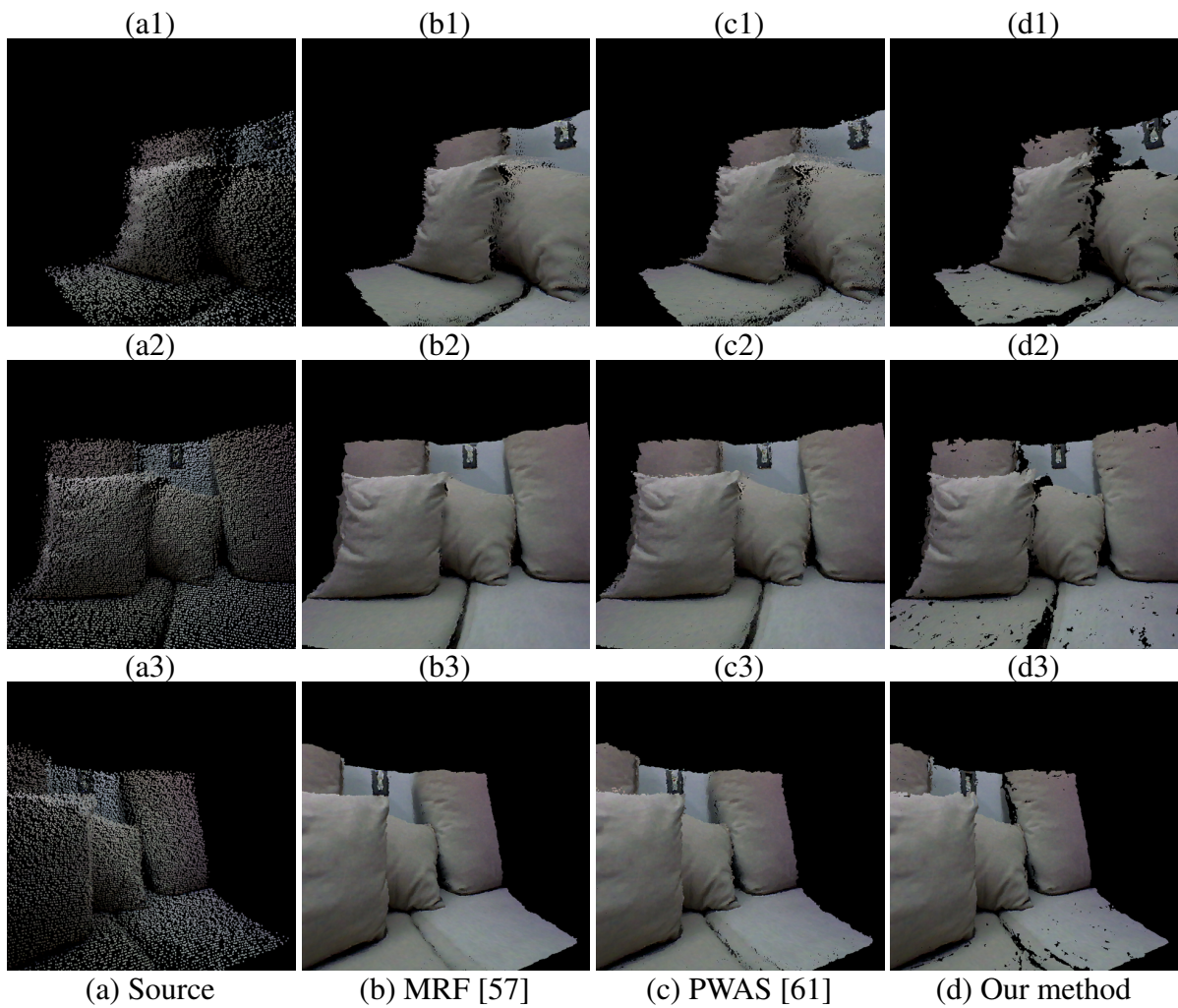


図 4.27 Scene 3 における計測データと補間結果.

図 4.28 に Scene 3 における補間結果の拡大図を示す。クッションの境界部分にて、MRF [57] や PWAS [61] では、補間結果の形状が不自然に歪んでいる (図 4.28 (a) と (b)) が、提案手法 (図 4.28 (c)) では、補間が行われず、自然な形状が推定されていることがわかる。さらに、このクッション部分を拡大した図を図 4.29 に示す。この拡大図をみると、PWAS [61] による補間結果 (b) と比較して、提案手法による補間結果 (c) ではクッションの表面が、滑らかな面として推定されていることがわかる。ここで、図 4.30 と図 4.31 に、Scene 1 と Scene 2 の補間結果にお

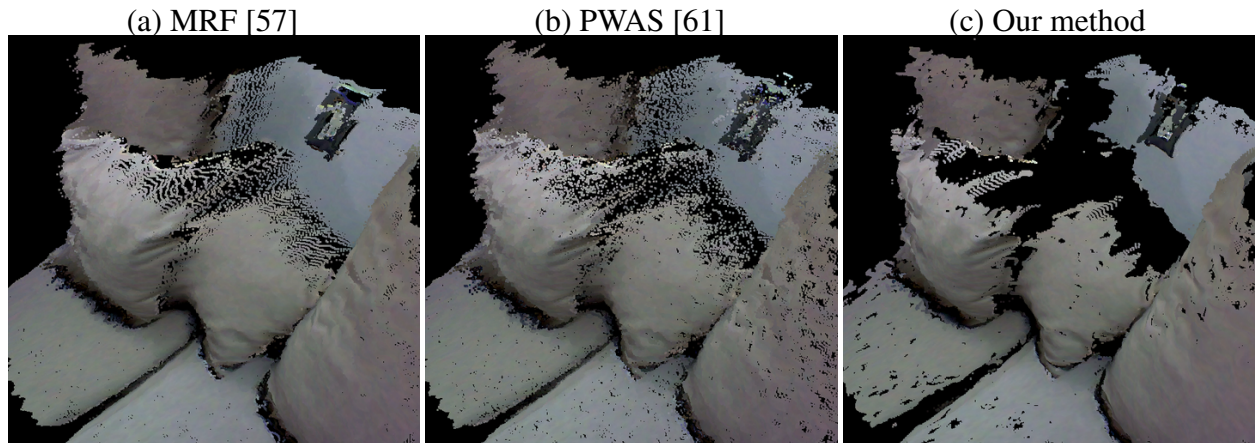


図 4.28 Scene 3 に対する補間結果の拡大図.

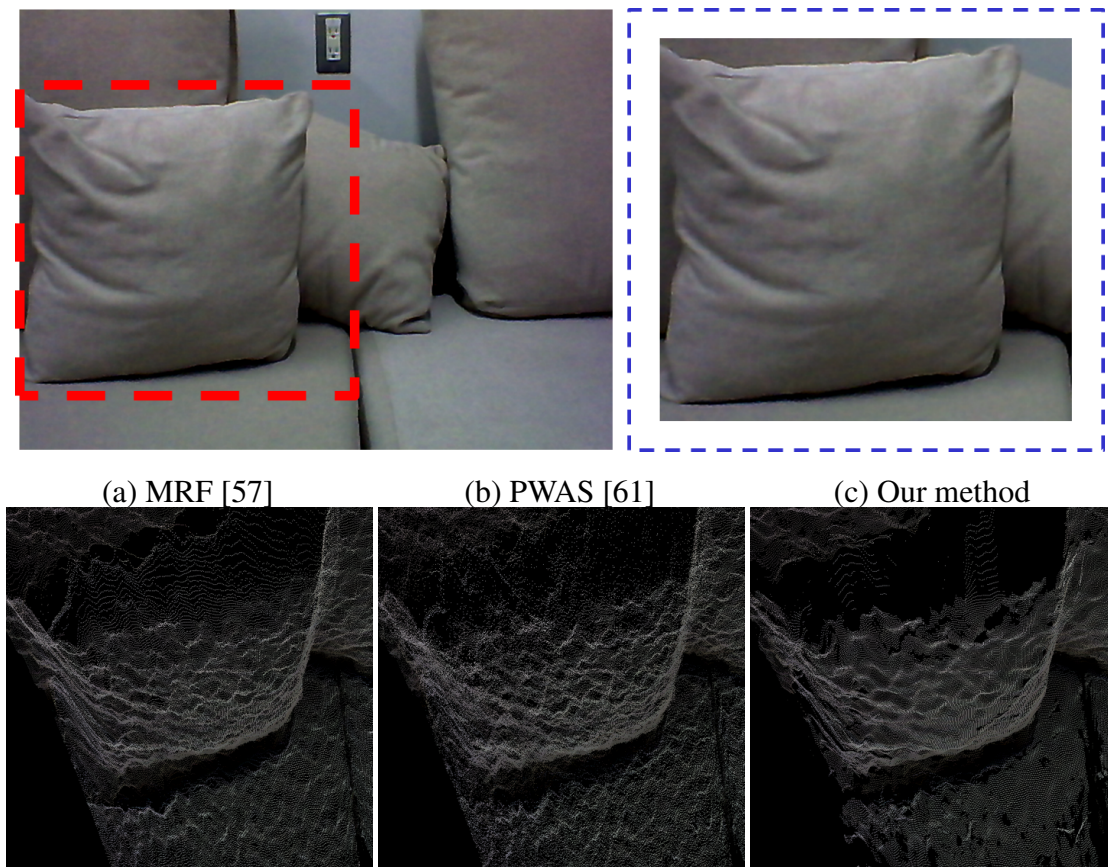


図 4.29 Scene 3 に対する補間結果におけるクッションの拡大図.

る拡大図を示す。これらの拡大図においても，PWAS [61] による補間結果 (b) と比較して，提案手法による補間結果 (c) では，面の表面が滑らかな形状として推定されていることがわかる。

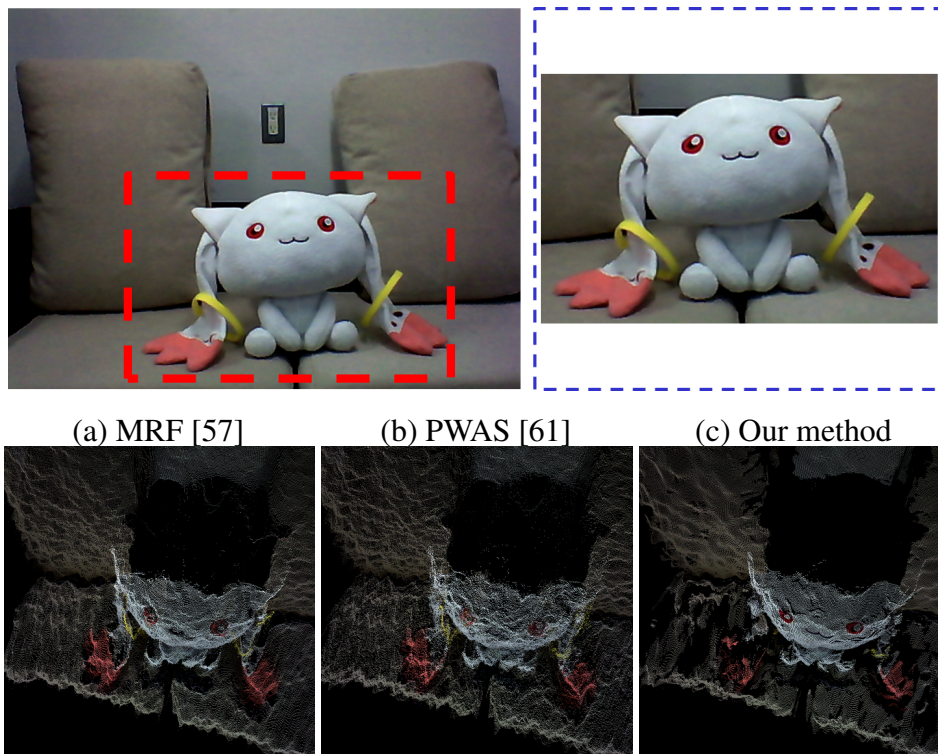


図 4.30 Scene 1 に対する補間結果における人形の拡大図.



図 4.31 Scene 2 に対する補間結果における本の拡大図.

次に、図 4.24 に示した実験環境 2 での、計測データに対する補間結果を図 4.32 と図 4.33 において示す。これらの補間結果においても、Scene 3 における結果と同様に、MRF [57] と PWAS [61] による補間結果 (両図における (a) と (b)) では、形状が不連続になる境界部分に不自然な形状が生じている。一方で、提案手法による補間結果 (c) においては、このような境界付近の不自然な形状が生じていないことがわかる。実験環境 1 に比べて、境界付近における形状の段差幅が大きい計測データであるため、提案手法と既存手法の違いが顕著に現れている。

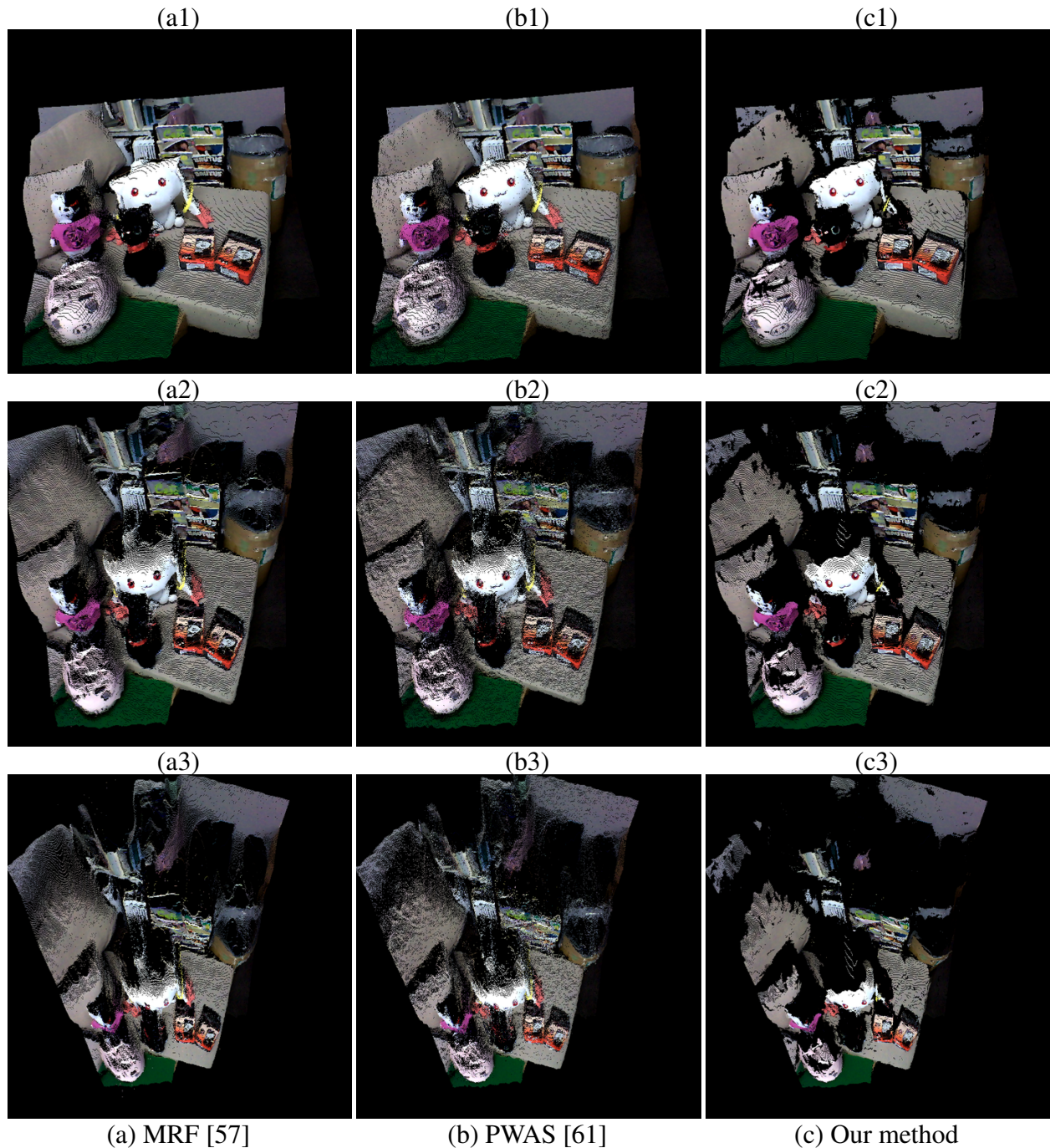


図 4.32 Scene 4 における計測データに対する補間結果.

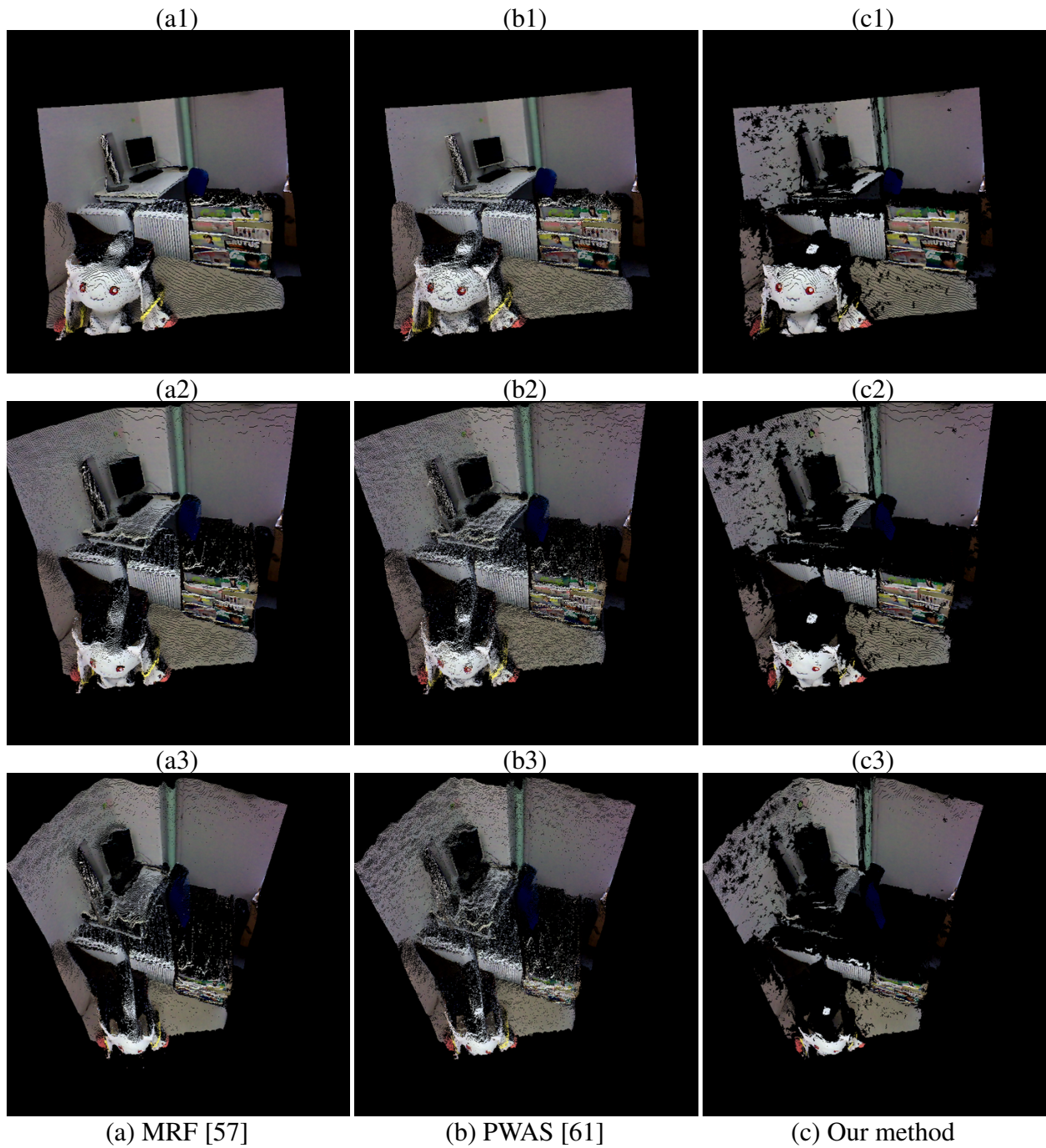


図 4.33 Scene 5 における計測データに対する補間結果.



## 4.4 提案手法の有効性に関する考察

法線ベクトルの推定結果 (図 4.7 から図 4.10) に示したとおり、提案手法における法線ベクトルの推定処理によって、計測誤差が含まれる場合は、元にする形状情報から計算する場合よりも、高精度に法線ベクトルが推定されている。ここで、修正を行う前のスーパーピクセル内の形状情報に対する接平面の法線ベクトルから比べて、推定精度が向上することも確認した。次に曲面領域による領域分割処理では、処理結果である図 4.11, 図 4.12, 図 4.13 に示したとおり、形状が連続な領域を同じ領域として推定することはできているが、解像度や計測誤差の状況によっては、連続ではない領域も同じ領域として推定してしまうことがわかった。提案手法の曲面による領域分割の結果は、あまり正確では無い場合もあったが、平均補間誤差による評価 (図 4.17, 図 4.18) によれば、定量的にみて高精度な補間を行うことができたことがわかる。元にする形状情報が滑らかで、解像度が高い場合は大域最適化を用いる MRF [57] を用いた補間結果が最も高精度である場合があったが、計測誤差を含む場合や、元にする形状情報の解像度が低い場合は、提案手法が他の手法よりも最も高精度な補間を実現した。このことは、図 4.14, 図 4.15, 図 4.16 に示した各画素における補間誤差の比較結果からも、同様の結果が得られている。ここで図 4.14, 図 4.15, 図 4.16 によれば、提案手法によって、曲面領域の内部における補間誤差が抑えられていることが解る。この提案手法の特性は、デプスセンサによる計測データに対する実験結果 (図 4.29 から図 4.31) においても確認された。これは、図 4.7 から図 4.10 に示した通り、法線ベクトルの修正が高精度に行われたため、接平面によって形状情報が高精度に近似され、形状情報の法線成分に対する平滑化が効果的に働いた結果であると考えられる。また、図 4.17, 図 4.18 において、計測誤差を含むがアップサンプリングレートが縦 1 倍、横 1 倍 ( $\times 1 \times 1$ ) の場合に、提案手法の精度が他の手法を上回っていることから、この局所接平面における法線成分に対する平滑化は、計測誤差を除去する働きがあると考えられる。

提案手法は、形状情報があまり含まれていない曲面領域においては、補間を行わない。形状情報の補間を行わない領域があることは、提案手法の制限であるといえる。しかしながら、さまざまなシーンにおいて、計測誤差が大きい場合においても、全体の  $1/16 = 6.25\%$  の形状情報から 80% 以上の領域を補間できていることから、形状情報を増やすという目的は達成されていると考えられる。図 4.14, 図 4.15, 図 4.16 から解るように、補間が行われなかった領域は、形状が不連続になる境界付近であり、元より高精度な形状情報の推定が困難な領域である。このような領域において、補間を行わないことによって、補間された形状情報の精度を担保することができるため、精度が求められる地物計測などの用途では、補間を行わないこと自体に意味がある。また同じ環境での計測を再び行うことが可能であれば、補間が行われなかった領域を再計測することによって、より高精度な補間を行うことができる。

図 4.19 に示す通り、今回の実験において用いた実装では、提案手法は最大 50 秒程度の計算時間を必要とした。図 4.20 に示すように、この計算時間の内、半分以上が曲面領域ごとの補間

処理に費やされていた。ここで、シーン *Books* と *Moebius* のような平面の多いシーンに対して、補間にかかる時間が大きくなっている。今回用いた並列化実装では簡易的に曲面領域ごとに並列化を行った。そのため、曲面領域が大きければ大きいほど計算時間がかかる実装といえる。また、法線成分の平滑化を行う際にも、法線ベクトルが類似する局所領域ごとに並列化を行っている。ここで、平面の多いシーンでは、法線ベクトルが類似する局所領域は、大きくなりがちであるため、同様の理由によって平面の多いシーンに対して計算時間がかかる実装といえる。提案手法の処理は全てを並列化することはできないが、今回多くの計算時間を要した補間処理は、並列化の行い方を改めることにより効率化できる処理であると考えられる。そのため、実装を改めることにより計算時間を短縮する余地が残されている。

提案手法には、全ての画素に対して補間を行うことができない、計測を行う際にリアルタイムに補間を行うことができない、といった問題が存在する。しかしながら、元にする形状情報の解像度が低い場合や、計測誤差が大きい場合などでも、他の手法に比べて高精度な形状情報の補間を行うことができるという利点を、提案手法は有している。ここで今回の評価実験においては、レーザレンジファインダの特性を考慮して、実機よりも大きな計測誤差を想定しているため、レーザレンジファインダにより計測された実データに対しても同程度の性能が発揮されることが期待される。そのため地物計測などの屋外環境における計測の補助として、オフラインでの補間処理を行う際には意味のある技術であると考えられる。本研究の最終的な目的であった屋外環境における機械の自動化のための環境認識には、リアルタイム性が強く求められるため現状の実装では、提案手法を利用することはできない。しかしながら、提案手法は、実環境に近い計測誤差が含まれる場合でも、計測誤差に頑健に高精度な補間を行うことができる手法であり、目的達成に向けた一つの礎となる技術であると考えられる。

# 第5章 結論

本章では本論文を総括し、今後の課題と展望について述べる。

## 5.1 総括

本研究は、産業分野における三次元計測技術の今後の発展を予測し、屋外環境における機械の自動化に向けた環境認識を行うための、高精度かつ高解像度な三次元計測技術の開発を目標としている。この目標を達成するには、屋外環境において単一の視点から高解像度かつ高精度に形状情報を計測する技術が必要となるが、現在知られている計測技術では、実現が困難であることを示した。そこで本研究では、「レーザにより計測された形状情報をカラー画像によって補間する」というセンサフュージョンのアプローチにより目標の達成を目指している。

本論文では目標を達成するための足がかりとして、ハードウェアに依存するセンサ間の空間的、時間的な校正の影響の無い、理想的な状況における、カラー画像による形状情報の高精度な補間技術の確立を研究目的とした。この目的を実現するために、低解像度な形状情報とカラー画像を用いて、形状情報の概形を推定し、概形を基に補間を行う手法を提案した。提案手法では、先行研究 [56] に倣い、カラー画像のスーパーピクセル分割により形状が線型な局所領域を推定し、スーパーピクセル内の低解像度な形状情報を用いて接平面を推定する。ここで、計測誤差により形状情報が劣化する場合や、環境光によって色の情報が劣化する場合を考慮し、周囲の色や形状情報を用いて接平面を再計算する手法や、接平面の間の空間的な位置関係を用いて、法線方向を修正する手法を導入し、接平面の推定精度を向上させた。こうして得られた接平面群を、形状情報の概形として利用する。提案手法では、この接平面群から、法線ベクトルが類似する局所領域と、形状が連続につながる曲面領域を推定し、形状情報の補間を行う。形状情報の補間処理は、曲面領域ごとに Joint Bilateral Upsampling フィルタ [58] を用い、粗く形状情報を復元した後に、法線ベクトルが類似する局所領域において、形状情報の法線成分に対する平滑化を行う。接平面の与える近似的な形状情報を保持しながら、形状情報を平滑化することにより、計測誤差の影響を抑え、高精度な形状情報の補間を実現する。我々は実験によって、形状情報が少ない場合や計測誤差が大きい場合に、大域的最適化を用いる手法や、局所フィルタとして領域分割結果を利用する手法に比べて、提案手法は高精度な補間を実現することを確

認した。補間を行えない領域が存在する点や、計算時間の面で問題はあがあるが、実際のレーザレンジファインダよりも、大きな計測誤差を含んだ場合にも高精度な補間が実現されているため、実データに対しても同様の性能が期待される。以上のことから、計測誤差に頑健に高精度な補間を実現する手法として、提案手法は最終目標の達成に繋がる技術であると考えられる。

## 5.2 課題と展望

本研究の課題と将来展望を以下にまとめる。

### 5.2.1 課題

#### 計算時間

4.2.4 節に示した実験結果のとおり、提案手法の現状の実装ではリアルタイムに形状情報を補間することができない。しかしながら、図 4.20 に示すように、この計算時間の内、半分以上が曲面領域における形状情報の補間処理に費やされていた。基本的には局所フィルタによる補間処理であり、近年注目されている、並列演算によって高速化を行った手法 [59,61,66] を参考に、実装を改修することが可能であると考えられる。

#### スーパーピクセルの修正

提案手法では、領域の連結単位としてスーパーピクセルを利用している。ここで、Saxena らの論文 Make3D [56] にて導入された「スーパーピクセル内の形状情報の線型性」が、形状情報の計測誤差や、カラー画像におけるノイズや偽色の影響により成り立たなくなった場合に、内部の形状情報が線型ではないスーパーピクセルが推定される可能性がある。このとき、周辺の色や形状情報を用いた接平面の再計算処理や、接平面の間の空間的な位置関係を用いて法線方向を修正する処理を行うが、連結単位としてスーパーピクセルを利用しているため、スーパーピクセル自身の修正を行うことはできない。現在のアルゴリズムでは、内部の形状が真に線型でないスーパーピクセルは、近隣の接平面とは異なる方向の法線ベクトルをもつため、連結がおこなわれにくい。曲面領域の推定時にスーパーピクセルとして孤立するため、最終的に曲面領域ごとの補間を行う際に、形状情報の少なさによって、補間対象から除外される可能性が高い。そのため、補間精度に影響は出にくい、図 4.14, 図 4.15, 及び図 4.16 に示すように、形状の不連続な境界付近において、スーパーピクセルの間違いによって補間精度が下がる場合がある。このようなスーパーピクセルの修正を適切に行うことができれば、補間精度はより高くなると考えられる。

#### センサ間の校正誤差の影響評価

本論文では、ハードウェアに依存するセンサ間の空間的、時間的な校正の影響の無い状況で、カラー画像による高精度な形状情報の補間技術の確立を目的とした。デプスカメラを用いた実

験の際にも、センサメーカーが提供するパラメータを利用するのみであった。しかしながら、最終的な目的を達成するためには、センサ間の校正誤差による影響を評価する必要がある。色情報を取得するカメラと形状情報を取得するレンジファインダの間の校正方法は、ハードウェアごとに、さまざまな手法が提案されている [64,65]。これらの手法では、カラー画像におけるエッジと形状情報におけるエッジを一致させることにより、センサ間の校正を行う。しかしながら、校正誤差を完全に除外することはできないため、校正誤差の影響に対する対策が必要となる。ここで、屋外のように大きなスケールの距離を扱う場合には、センサ間の校正誤差の影響はより大きなものとなる。対策の検討を始めるためにもハードウェアを確立し、ハードウェアに固有な校正誤差による影響を評価する必要がある。

## 5.2.2 展望

### 法線ベクトルの照度差ステレオ法による細密化

提案手法は、スーパーピクセル内の形状情報に対して法線ベクトルを高精度に推定する手法を利用した。ここで能動型計測の一つである照度差ステレオ法の知見を用いることで、法線ベクトルを画素単位で推定することができる可能性がある。画素単位での法線ベクトルの情報は、より高精度な補間に役立つと考えられる。対象物の反射モデルは一般には解らないため、厳密に定式化できない可能性が高いが、簡易的に照度差ステレオ法の考え方を導入し、スーパーピクセル内の色変化を利用することによって、法線ベクトルの細密化が可能であると考えられる。スーパーピクセルの局所性を活かし、入射光や反射モデルが一定であるとみなすなどの仮定の元に、法線ベクトル推定の細密化を検討したい。

### 形状情報の理解

提案手法は、低解像度な形状情報を色の情報によって引き延ばし、接平面として利用することで、高解像度な形状情報を擬似的に復元し利用している。ここで、接平面群から推定した法線ベクトルが類似する局所領域を、幾何的に意味のある領域に変更することによって、より高精度な形状情報の補間を行うことが可能になると考えられる。例えば平面的な領域であれば、大きく連結させても、形状の推定は容易であるが、曲率の大きい領域では、大きく連結させると、連結させた領域における形状情報が複雑になり、補間を行いにくなる。形状の曲がり具合に合わせて適切な大きさの局所領域を推定する、もしくは、二次曲面で近似できるかなどの形状の複雑さを考慮した接平面の連結を行うことができれば、より高精度な形状情報の復元が可能になると考えられる。元にする形状情報が計測誤差を含むため、単純にモデル当てはめなどを行うことは困難であると考えられるが、前述の色を用いた法線ベクトルの細密化とともに検討を行いたい。

### 5.2.3 おわりに

本研究の最終目標である，屋外環境における機械の自動化に向けた環境認識を行うための，高精度かつ高解像度な三次元計測技術の開発に向けて，本論文の示した提案手法は，擬似的なデータ上の評価と，屋内環境においてデプスカメラにより計測されたデータに対する定性的な評価しか行われておらず，検討すべき課題は多く存在する。また現状で認識できている課題以外にも，センサシステムによって計測した実世界のデータを利用することで，新たに見つかる課題も存在すると予想される。屋外環境という困難な状況においても頑健に働くセンシングシステムの研究は，実世界で役に立つセンサ開発を行うためには不可欠なことであり，社会に役立つ技術への展開を念頭におき，研究開発に尽力していきたい。

# 謝辞

本論文は、筆者が慶應義塾大学 大学院理工学研究科に在学中に行った研究の成果をまとめたものである。指導教官及び本論文の主査である慶應義塾大学 青木 義満 准教授には研究を進めるにあたり、さまざまなことをご指導・ご助言頂いた。思うような結果が得られず道を見失いかけた中でも、多くの場面で筆者を励まし、信じ、自由な研究活動をお許しいただいた。大変に光栄なことであり、ここに深謝の意を表す。

そして、慶應義塾大学 池原 雅章 教授、岡田 英史 教授、斎藤 英雄 教授、満倉 靖恵 准教授には、副査として本論文を審査して頂いた。本論文を精読頂き、技術的な観点からのご助言、今後の展開に関連する示唆や問題提起など、数多くのご指導を頂いた。ここに感謝の意を表す。

本研究は北陽電機株式会社と慶應義塾大学 青木 義満 研究室との共同研究である。本研究を開始するにあたって、お力添え頂いた芝浦工業大学 油田 信一 教授と、本研究に従事する機会を与えて下さった北陽電機株式会社 社長 尾崎 仁志 氏、同社 森 利宏 氏、嶋地 直広 氏、青木 健 氏に、深謝の意を表す。

また、京都大学 大学院理学研究科 堤 誉志雄 教授、同大学 数理解析研究所 岸本 展 講師、佐賀大学 加藤 考盛 講師には、研究分野が異なるにも関わらず、本研究に関する議論の場を提供頂いた。本研究の成果は純粋数学に基づき着想を得たものであり、諸氏との議論、それに繋がる交流を通し純粋数学に触れることが出来たため、成し得た成果である。学生時代より変わらず交流下さる諸氏に感謝の意を表す。

そして研究を進めるにあたり、青木研究室の諸兄には本当に多くの刺激を頂いた。青木研究室における学生本位の自由な研究環境がなければ、本研究が成就することはなかった。個々人の扱う色々な研究テーマについて議論を行う中で、本研究の基本アイデアは培われ、実を結んだ。特に 林 昌希 氏と 齋藤 俊太 氏との議論は本研究を進めていく上で、大きな励みとなった。青木 准教授をはじめ、青木研究室の諸兄に感謝の意を表す。

最後に、温かい目で見守ってくれた家族、友人諸氏、彼らの日頃の支援がなければ、本研究の成果を得ることは出来なかった。ここに感謝の意を表す。

2014年7月7日

松尾 清史





# 参考文献

- [1] マイクロソフト：“Xbox 360 kinect™”, <http://www.xbox.com/ja-JP/kinect> (2010). Accessed: 2013-11-18.
- [2] 日本 HP：“Hp envy 17-j100 leap motion se/ct”, <http://www8.hp.com/jp/ja/products/laptops/product-detail.html?oid=5442838> (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [3] 齋藤, 小山田：“ホームドア 3次元安全センサーの開発”, *JR EAST Technical Review*, **33**, pp. 39–42 (2010).
- [4] 川田浩彦：“レーザ測域センサで鉄道の安心安全に貢献する”, *日本鉄道サイバネティクス協議会 会誌サイバネティクス*, **18**, 2, pp. 70–71 (2013).
- [5] 日本信号株式会社：“ホームゲート”, [http://www.signal.co.jp/afc/home\\_gate.html](http://www.signal.co.jp/afc/home_gate.html) (2012). Accessed: 2013-11-18.
- [6] 清水建設：“ニュースリリース 3d スキャナを用いて建設重機を遠隔操作”, [http://www.shimz.co.jp/news\\_release/2013/2013043.html](http://www.shimz.co.jp/news_release/2013/2013043.html) (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [7] 古屋, 栗生, 清水：“3d 画像と体感型操縦を用いた「次世代無人化施工システム」”, *大林組技術研究所報*, 76, pp. 1–10 (2012).
- [8] 三菱自動車：“三菱自動車、予防安全技術「e-assist」を開発”, [http://www.mitsubishi-motors.com/publish/pressrelease\\_jp/corporate/2012/news/detail4607.html](http://www.mitsubishi-motors.com/publish/pressrelease_jp/corporate/2012/news/detail4607.html) (2012). Accessed: 2013-11-18.
- [9] デンソー：“新型レーザーレーダー”, <http://www.denso.co.jp/ja/news/newsreleases/2013/130510-01.html> (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [10] スバル：“スバル アイサイト (ver.2)”, <http://www.subaru.jp/eyesight/function/> (2010). Accessed: 2013-11-18.
- [11] 日産：“インテリジェントブレーキアシスト”, <http://www.nissan-global.com/JP/TECHNOLOGY/OVERVIEW/iba.html> (2010). Accessed: 2013-11-18.
- [12] ボルボ・カー・ジャパン：“サイクリスト検知機能”, [http://www.volvocars.com/jp/top/about/safety/pages/safety\\_cyclistdetection.aspx](http://www.volvocars.com/jp/top/about/safety/pages/safety_cyclistdetection.aspx) (2013). Accessed: 2013-11-18.

- [13] 鹿島：“プレスリリース 放射線環境下における建設作業の自動化を実現”，<http://www.kajima.co.jp/news/press/201306/24c1-j.htm> (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [14] 渡辺陽一郎：“最新ゾロゾロ出てきた衝突被害軽減ブレーキ機能と価格”，<http://gendai.ismedia.jp/articles/-/35743> (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [15] 鈴木ケンイチ：“3 つに大別できる衝突被害回避・軽減自動ブレーキ”，[http://car.watch.impress.co.jp/docs/series/tech/20130227\\_589316.html](http://car.watch.impress.co.jp/docs/series/tech/20130227_589316.html) (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [16] オートパイロットシステムに関する検討会：“オートパイロットシステムの実現に向けて中間とりまとめ”，<http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/autopilot> (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [17] R. I. Hartley and A. Zisserman: “Multiple View Geometry in Computer Vision”, Cambridge University Press, ISBN: 0521540518, second edition (2004).
- [18] 奥富, 小沢, 清水, 堀 (編): “デジタル画像処理”, CG-ARTS 協会 (2006).
- [19] T. Kenji, M. A. Muquit, T. Aoki and T. Higuchi: “A sub-pixel correspondence search technique for computer vision applications”, *IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, **E87-A**, 8, pp. 1913–1923 (2004).
- [20] J. Sun, N.-N. Zheng and H.-Y. Shum: “Stereo matching using belief propagation”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, **25**, 7, pp. 787 – 800 (2003).
- [21] D. Scharstein and C. Pal: “Learning conditional random fields for stereo”, *Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR '07. IEEE Conference on*, pp. 1 –8 (2007).
- [22] Q. Yang, L. Wang and N. Ahuja: “A constant-space belief propagation algorithm for stereo matching”, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, pp. 1458–1465 (2010).
- [23] E. Tola, V. Lepetit and P. Fua: “Daisy: An efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, **32**, 5, pp. 815 –830 (2010).
- [24] C. H. Esteban and F. Schmitt: “Silhouette and stereo fusion for 3d object modeling”, *Computer Vision and Image Understanding*, **96**, 3, pp. 367–392 (2004).
- [25] C. Zach, T. Pock and H. Bischof: “A globally optimal algorithm for robust tv-l1 range image integration”, *Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on*, pp. 1–8 (2007).
- [26] Y. Furukawa, B. Curless, S. Seitz and R. Szeliski: “Towards internet-scale multi-view stereo”, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, pp. 1434–1441 (2010).
- [27] R. A. Newcombe, S. Lovegrove and A. Davison: “Dtam: Dense tracking and mapping in

- real-time”, *Computer Vision (ICCV)*, 2011 IEEE International Conference on, pp. 2320–2327 (2011).
- [28] P. Grossmann: “Depth from focus”, *Pattern Recognition Letters*, **5**, 1, pp. 63 – 69 (1987).
- [29] S. Nayar and Y. Nakagawa: “Shape from focus”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, **16**, 8, pp. 824–831 (1994).
- [30] S. Hiura and T. Matsuyama: “Depth measurement by the multi-focus camera”, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 1998. Proceedings. 1998 IEEE Computer Society Conference on, pp. 953–959 (1998).
- [31] A. Levin, R. Fergus, F. Durand and W. T. Freeman: “Image and depth from a conventional camera with a coded aperture”, *ACM Trans. Graph.*, **26**, 3 (2007).
- [32] K. Boyer and A. Kak: “Color-encoded structured light for rapid active ranging”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, **PAMI-9**, 1, pp. 14–28 (1987).
- [33] J. Gühring: “Dense 3d surface acquisition by structured light using off-the-shelf components” (2000).
- [34] H. S. Abdul-Rahman, M. A. Gdeisat, D. R. Burton, M. J. Lalor, F. Lilley and C. J. Moore: “Fast and robust three-dimensional best path phase unwrapping algorithm”, *Appl. Opt.*, **46**, 26, pp. 6623–6635 (2007).
- [35] J. Salvi, J. Batlle and E. Mouaddib: “A robust-coded pattern projection for dynamic 3d scene measurement”, *Pattern Recognition Letters*, **19**, 11, pp. 1055 – 1065 (1998).
- [36] C. Je, S. Lee and R.-H. Park: “High-contrast color-stripe pattern for rapid structured-light range imaging”, *Computer Vision - ECCV 2004* (Eds. by T. Pajdla and J. Matas), Vol. 3021 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 95–107 (2004).
- [37] S. Zhang and P. Huang: “High-resolution, real-time 3d shape acquisition”, *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, 2004. CVPRW '04. Conference on, pp. 28–28 (2004).
- [38] C. Mutto, P. Zanuttigh and G. Cortelazzo: “Microsoft kinect™ range camera”, *Time-of-Flight Cameras and Microsoft Kinect™*, SpringerBriefs in Electrical and Computer Engineering, Springer US, pp. 33–47 (2012).
- [39] R. J. Woodham: “Photometric method for determining surface orientation from multiple images”, *Optical Engineering*, **19**, 1, pp. 191139–191139– (1980).
- [40] M. Chandraker, S. Agarwal and D. Kriegman: “Shadowcuts: Photometric stereo with shadows”, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007. CVPR '07. IEEE Conference on, pp. 1–8 (2007).
- [41] H.-S. Chung and J. Jia: “Efficient photometric stereo on glossy surfaces with wide specular lobes”, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on, pp. 1–8 (2008).
- [42] L. Wu, A. Ganesh, B. Shi, Y. Matsushita, Y. Wang and Y. Ma: “Robust photometric stereo via

- low-rank matrix completion and recovery”, *Computer Vision - ACCV 2010* (Eds. by R. Kimmel, R. Klette and A. Sugimoto), Vol. 6494 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 703–717 (2011).
- [43] C. D. Mutto, P. Zanuttigh and G. M. Cortelazzo: “Time-of-Flight Cameras and Microsoft Kinect<sup>TM</sup>”, Springer Publishing Company, Incorporated (2012).
- [44] 森, 日野, 上谷, 油田: “ToF の原理を用いた am 方式および, パルス方式の測域センサの開発”, *日本ロボット学会学術講演会予稿集*, **25**, p. 2A13 (2007).
- [45] Velodyne: “Hdl-64e”, <http://velodynelidar.com/lidar/hdlproducts/hdl64e.aspx> (2012). Accessed: 2013-11-18.
- [46] SICK: “Indoor laser measurement technology”, [http://www.sick.com/us/en-us/home/products/product\\_portfolio/laser\\_measurement\\_systems/Pages/indoor\\_laser\\_measurement\\_technology.aspx](http://www.sick.com/us/en-us/home/products/product_portfolio/laser_measurement_systems/Pages/indoor_laser_measurement_technology.aspx) (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [47] ibeo: “Ibeo lux”, [http://ibeo-as.com/ibeo\\_lux.html](http://ibeo-as.com/ibeo_lux.html) (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [48] Leica: “Hds laser scanners & sw”, [http://hds.leica-geosystems.com/en/HDS-Laser-Scanners-SW\\_5570.htm](http://hds.leica-geosystems.com/en/HDS-Laser-Scanners-SW_5570.htm) (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [49] Mesa: “Swissranger<sup>TM</sup>sr-4500”, <http://www.mesa-imaging.ch/swissranger4500.php> (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [50] SOFTKINETIC: “Depthsense cameras”, <http://www.softkinetic.com/products/depthsensecameras.aspx> (2013). Accessed: 2013-11-18.
- [51] 水野, 富岡, 川久保: “前方障害物検出用ミリ波レーダ (特集 センシング技術)”, *Denso technical review*, **9**, 2, pp. 83–87 (2004).
- [52] 富山, R. P. Feynman: “光・熱・波動”, *フラインマン物理学 / フラインマン, レイトン, サンズ* [著], No. 2, 岩波書店, 特別記念版 (1990).
- [53] 石川憲: “レーザー製品の安全基準と作業安全”, *OplusE*, **30**, 9, pp. 940–945 (2008).
- [54] A. Uckermann, C. Elbrechter, R. Haschke and H. Ritter: “3d scene segmentation for autonomous robot grasping”, *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2012 IEEE/RSJ International Conference on*, pp. 1734–1740 (2012).
- [55] N. Silberman, D. Hoiem, P. Kohli and R. Fergus: “Indoor segmentation and support inference from rgb-d images”, *Computer Vision ECCV 2012* (Eds. by A. Fitzgibbon, S. Lazebnik, P. Perona, Y. Sato and C. Schmid), Vol. 7576 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin / Heidelberg, pp. 746–760 (2012).
- [56] A. Saxena, M. Sun and A. Ng: “Make3d: Learning 3d scene structure from a single still image”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, **31**, 5, pp. 824–840 (2009).

- [57] J. Diebel and S. Thrun: “An application of markov random fields to range sensing”, *Advances in Neural Information Processing Systems 18* (Eds. by Y. Weiss, B. Schölkopf and J. Platt), MIT Press, Cambridge, MA, pp. 291–298 (2006).
- [58] J. Kopf, M. F. Cohen, D. Lischinski and M. Uyttendaele: “Joint bilateral upsampling”, *ACM Trans. Graph.*, **26**, 3 (2007).
- [59] D. Chan, H. Buisman, C. Theobalt and S. Thrun: “A Noise-Aware Filter for Real-Time Depth Upsampling”, *Workshop on Multi-camera and Multi-modal Sensor Fusion Algorithms and Applications - M2SFA2 2008*, Marseille, France, Andrea Cavallaro and Hamid Aghajan (2008).
- [60] Y. M. Kim, C. Theobalt, J. Diebel, J. Kosecka, B. Matusik and S. Thrun: “Multi-view image and tof sensor fusion for dense 3d reconstruction”, *Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*, 2009 IEEE 12th International Conference on, pp. 1542–1549 (2009).
- [61] F. Garcia, B. Mirbach, B. Ottersten, F. Grandidier and A. Cuesta: “Pixel weighted average strategy for depth sensor data fusion”, *Image Processing (ICIP)*, 2010 17th IEEE International Conference on, pp. 2805–2808 (2010).
- [62] J. Dolson, J. Baek, C. Plagemann and S. Thrun: “Upsampling range data in dynamic environments”, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2010 IEEE Conference on, pp. 1141–1148 (2010).
- [63] J. Lu, D. Min, R. Pahwa and M. Do: “A revisit to mrf-based depth map super-resolution and enhancement”, *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2011 IEEE International Conference on, pp. 985–988 (2011).
- [64] J. Park, H. Kim, Y.-W. Tai, M. Brown and I. Kweon: “High quality depth map upsampling for 3d-tof cameras”, *Computer Vision (ICCV)*, 2011 IEEE International Conference on, pp. 1623–1630 (2011).
- [65] Y. Bok, Y. Jeong, D.-G. Choi and I. Kweon: “Capturing village-level heritages with a hand-held camera-laser fusion sensor”, *International Journal of Computer Vision*, **94**, 1, pp. 36–53 (2011).
- [66] D. Min, J. Lu and M. Do: “Depth video enhancement based on weighted mode filtering”, *Image Processing, IEEE Transactions on*, **21**, 3, pp. 1176–1190 (2012).
- [67] M. Tomono: “Image-based planar reconstruction for dense robotic mapping”, *Robotics and Automation (ICRA)*, 2012 IEEE International Conference on, pp. 3005–3012 (2012).
- [68] F. Endres, J. Hess, J. Sturm, D. Cremers and W. Burgard: “3-d mapping with an rgb-d camera”, *Robotics, IEEE Transactions on*, **30**, 1, pp. 177–187 (2014).
- [69] A. Buades, B. Coll and J.-M. Morel: “Nonlocal image and movie denoising”, *International Journal of Computer Vision*, **76**, 2, pp. 123–139 (2008).
- [70] Q. Yang, R. Yang, J. Davis and D. Nister: “Spatial-depth super resolution for range images”,

- Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR '07. IEEE Conference on, pp. 1–8 (2007).
- [71] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling and B. P. Flannery: “Numerical recipes in C”, Cambridge University Press, Cambridge, second edition (1992). The art of scientific computing.
- [72] P. Felzenszwalb and D. Huttenlocher: “Efficient graph-based image segmentation”, *International Journal of Computer Vision*, **59**, 2, pp. 167–181 (2004).
- [73] D. Hoiem, A. Efros and M. Hebert: “Recovering surface layout from an image”, *International Journal of Computer Vision*, **75**, pp. 151–172 (2007).
- [74] C. Zhang, L. Wang and R. Yang: “Semantic segmentation of urban scenes using dense depth maps”, *Computer Vision ECCV 2010* (Eds. by K. Daniilidis, P. Maragos and N. Paragios), Vol. 6314 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin / Heidelberg, pp. 708–721 (2010).
- [75] J. Tighe and S. Lazebnik: “Superparsing: Scalable nonparametric image parsing with superpixels”, *Computer Vision - ECCV 2006* (Eds. by K. Daniilidis, P. Maragos and N. Paragios), Vol. 6315 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 352–365 (2010).
- [76] S. Gupta, P. Arbelaez and J. Malik: “Perceptual organization and recognition of indoor scenes from rgb-d images”, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013 IEEE Conference on*, pp. 564–571 (2013).
- [77] K. Irie and M. Tomono: “Road recognition from a single image using prior information”, *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013 IEEE/RSJ International Conference on*, pp. 1938–1945 (2013).
- [78] A. Levinshtein, A. Stere, K. Kutulakos, D. Fleet, S. Dickinson and K. Siddiqi: “Turbopixels: Fast superpixels using geometric flows”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, **31**, 12, pp. 2290–2297 (2009).
- [79] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua and S. Süsstrunk: “Slic superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, **34**, 11, pp. 2274–2282 (2012).
- [80] R. Rusu and S. Cousins: “3d is here: Point cloud library (pcl)”, *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on*, pp. 1–4 (2011).
- [81] D. Anderson, H. Herman and A. Kelly: “Experimental characterization of commercial flash lidar devices”, *International Conference of Sensing and Technology*, Vol. 2 (2005).
- [82] L. Kneip, F. Tache, G. Caprari and R. Siegwart: “Characterization of the compact hokuyo urg-04lx 2d laser range scanner”, *Robotics and Automation, 2009. ICRA '09. IEEE International Conference on*, pp. 1447–1454 (2009).