

論文 / 著書情報
Article / Book Information

題目(和文)	物質による光の吸収特性を利用した形状推定および認識に関する研究
Title(English)	
著者(和文)	浅野祐太
Author(English)	Yuta Asano
出典(和文)	学位:博士(工学), 学位授与機関:東京工業大学, 報告番号:甲第11433号, 授与年月日:2020年3月26日, 学位の種別:課程博士, 審査員:金子 寛彦,佐藤 いまり,山口 雅浩,熊澤 逸夫,永井 岳大,渡辺 義浩
Citation(English)	Degree:Doctor (Engineering), Conferring organization: Tokyo Institute of Technology, Report number:甲第11433号, Conferred date:2020/3/26, Degree Type:Course doctor, Examiner:,,,,,
学位種別(和文)	博士論文
Type(English)	Doctoral Thesis

博士論文

物質による光の吸収特性を利用した形状推定 および認識に関する研究



東京工業大学工学院
情報通信系
情報通信コース

17D10281

浅野 祐太

主指導教員
副指導教員

金子 寛彦 教授
佐藤 いまり 教授

2020 月 2 月 27 日

概 要

コンピュータビジョン分野ではコンピュータに実世界の情報を認識させるために、カメラセンサで感知した情報を基に空間の三次元情報の推定や、物体の検出および識別を実現しようとする研究が盛んに行われている。これらの研究成果は、車の自動運転制御システムや工場の生産工程自動化システムなどにも活用されている。コンピュータによる実世界情報の認識は、今後も様々な場面で活用されることが予想される重要な技術の一つである。カメラを用いた従来の実世界認識システムの多くは、物体表面における光の反射情報を利用するため、物体表面の反射情報を正確に取得できない対象や、反射情報から特徴量を抽出できない対象を扱うことができない。本論文では、物体表面における光の反射情報を利用せず、物質による光の吸収特性を特徴量として活用した空間の深度推定手法および物質識別手法を提案する。空間の深度推定は水中を対象として、水による近赤外線吸収を特徴量として扱う。そして、物質識別は蛍光物質を含む物体を対象として、蛍光の吸収波長と発光波長の関係性を特徴量として扱う。これらの手法は、物体表面の反射情報を直接的に用いないことによって、表面の反射情報のみを抽出することが難しい半透明物体や正反射光成分が強く検出される物体などの形状を復元することが可能となり、自然光や一般的な光源下では判別が難しい物質も吸光・蛍光発光特性から識別を行うことができる。

水による光の吸収割合を特徴量とする形状推定手法は、近赤外線波長域の光が水に強く吸収される特性を活用する。第一に、吸収係数の低い波長と高い波長の光の吸収割合の差から深度を測定する手法を検討する。様々な材質の分光反射率のデータベースを作成し、近赤外線領域のある波長域では分光反射率の変化が大幅に減少することを示した。そして、使用する二波長の反射率がほぼ等しいと近似することで、二波長画像から水による光の吸収割合を算出し、水深を推定する手法を提案する。第二に、二波長の反射率を近似できない特殊な反射特性を有する材質に対応するため、三波長の反射率を線形近似することで、分光反射率の変化を考慮した手法を提案する。第三に、一波長のみのステレオ画像を用い、物体と左右のステレオカメラとの間に生じる光路長差に起因する近赤外線吸収割合の差を特徴量として活用した対応点探索手法を提案する。これらの手法を水中シーンにおいて反射特性が特殊な物体を撮影した赤外線画像に適用し、精度や妥当性について検証する。

物質の吸光・蛍光発光特性を特徴量とする物質識別手法は、蛍光の吸収波長と発光波長が異なり、物質毎に固有の発光色を有するという特性を活用する。一般的に、吸光・蛍光発光特性を取得するためには、短波長から長波長の光を順々に照射した際の反射および発光の分光分布を計測する必要がある。専用の装置が必要であることと、計測に長時間を要するという問題点がある。そこで、一度の撮影で取得できる RGB 画像から識別を行うために、対象物を識別するために必要な光源の分光分布を機械学習を用いて計算し、一般的な RGB カメラ画像の画素毎に対象物質の識別を行う手法を提案する。この手法をシミュレーション画像および実画像に適用し、精度や妥当性について検証する。

目 次

図目次	8
表目次	9
第 1 章 序論	10
1.1 研究背景	10
1.2 研究目的	11
1.3 論文構成	11
第 2 章 関連研究	13
2.1 一般的な形状推定手法	13
2.2 光の物理特性を考慮した手法	15
2.3 水中における形状推定手法	16
2.4 光の蛍光特性を用いた物質識別手法	16
2.5 関連研究のまとめ	17
第 3 章 物質による光の吸収	19
3.1 光の吸収特性	19
3.2 光の蛍光特性	21
第 4 章 二波長の光の吸収特性の差異を利用した形状推定手法	25
4.1 二波長画像を用いた水深推定	25
4.2 推定精度と物体の反射率の関係性	27
4.3 カメラシステム	33
4.4 補正アルゴリズム	37
4.4.1 カメラと光源の光軸の傾き	37
4.4.2 点光源と透視投影式カメラ	38
4.4.3 狭帯域波長透過フィルタ	40
4.5 推定精度	41

4.6	形状推定結果	44
4.6.1	複雑な反射特性のある物体の形状推定結果	45
4.6.2	半透明な物体の形状推定結果	52
4.7	動的な物体の形状推定結果	57
4.8	二波長情報による形状推定手法の考察	57
第 5 章	三波長の光の吸収特性の差異を利用した形状推定手法	62
5.1	三波長画像を用いた水深推定	62
5.2	近赤外線領域の分光反射率の線形近似	64
5.3	三波長情報処理の計算コスト	64
5.4	実画像実験と推定結果	66
5.5	三波長情報による形状推定手法の考察	67
第 6 章	光路長に依存した光の吸収量の差異を利用した形状推定手法	70
6.1	ステレオカメラにおける光路長差	70
6.2	光の吸収特性を特徴量として活用したステレオ画像の対応点探索 . . .	73
6.3	水面での屈折を考慮した三角測量による推定深度	75
6.4	実画像実験と推定結果	77
6.5	一波長情報による形状推定手法の考察	80
第 7 章	蛍光特性を利用した物質識別手法	86
7.1	蛍光特性を考慮した画像モデル	87
7.2	物質識別に最適な光源の分光分布の学習	89
7.3	実画像実験と推定結果	91
7.3.1	データセット	92
7.3.2	シミュレーション実験	97
7.3.3	実画像による識別	103
7.4	蛍光特性を利用した物質識別手法の考察	105
第 8 章	結論	106
8.1	本論文のまとめ	106
8.2	今後の課題	106

目 次

1	400nm～1400nm の波長域における水による光の吸収割合	20
2	可視光と近赤外線での水の見えの違い	20
3	ランベルト・ベールの法則に従って吸収された光量	21
4	メイプルシロップに 330nm の狭帯域の光を照射したときの反射成分および蛍光発光成分の分光分布	22
5	メイプルシロップに 300nm-330nm の狭帯域の光を照射したときの蛍光発光の分光分布	23
6	メイプルシロップの励起・蛍光マトリクス	24
7	カメラと光源の光軸が水面に対して垂直な位置関係	26
8	相対的反射率誤差と推定水深誤差の関係	28
9	24 色のカラーチェッカーボードの分光反射率	29
10	二つの波長ペアにおけるカラーチェッカーボードの分光反射率誤差	29
11	四種類の材質郡の見え	31
12	四種類の材質郡の反射光の分光分布	32
13	二波長における材質の反射率誤差	33
14	同軸の二波長画像取得カメラシステム	34
15	POINTGREY GS3-U3-41C6NIR の分光応答関数	35
16	光源の分光分布	35
17	3つの狭帯域波長透過フィルタの分光透過関数とカメラの分光応答関数	36
18	水の吸収係数	37
19	カメラと光源の光軸が平行でなく、水面に対して垂直ではない位置関係	38
20	点光源と透視投影式カメラによるセッティング	39
21	ホワイトターゲットを対象とした水深推定精度	41
22	オレンジ色のプラスチックプレートを対象とした水深推定精度	42
23	大理石のプレートを対象とした水深推定精度	42
24	補正アルゴリズムを用いた水深推定精度	43
25	半球の形状推定結果の断面図	44

26	貝の形状推定結果	46
27	石の形状推定結果	47
28	木材でできたりスのオブジェの形状推定結果	48
29	陶器でできた猿のオブジェの形状推定結果	49
30	カラフルな色のカップの形状推定結果	50
31	テクスチャのある紙コップの形状推定結果	51
32	花びらのオブジェの形状推定結果	53
33	花のオブジェの形状推定結果	54
34	半透明で色のグラデーションのあるオブジェの形状推定結果	55
35	鏡面反射特性の強い半透明のハート型のオブジェの形状推定結果	56
36	動いている手の形状推定結果	59
37	金魚の形状推定結果	60
38	上部が透明な素材の卵型のオブジェクトの形状推定結果	61
39	近赤外線領域の波長域 $[\lambda_1, \lambda_2]$ における分光反射率の線形近似	63
40	三波長情報を用いた材質の反射率誤差	65
41	同軸の三波長画像取得カメラシステム	68
42	例外的な反射特性を有する材質の二波長と三波長情報を用いた三次元形状推定結果の比較	69
43	950nm のステレオ画像から算出される水中の光路長と画像の輝度比の関係性	71
44	(a) ステレオカメラと光源が水中に設置された理想的に構成, (b) ステレオカメラと光源が水面の上にある現実的な構成	72
45	エビポーラ制約を導入した時の対応点探索範囲	74
46	ステレオカメラと水面との位置関係	76
47	ステレオカメラの撮影セッティング	77
48	白色のプレートを対象とした水深推定精度	78
49	半球の形状推定精度比較	79
50	斜めに置かれた緑色の平板プレートの形状推定結果	81
51	オレンジ色の半球オブジェの形状推定結果	82
52	青色の積み上げられたブロックの形状推定結果	83
53	白い蛇のオブジェクトの形状推定結果	84
54	オレンジ色の円柱型のオブジェクトの形状推定結果	85

55	白色光源下と識別に最適な光源色の下での蛍光特性の見え方の違い .	87
56	反射・蛍光特性による物質識別のためのデータセット（様々な種類の はちみつとアルコール）	92
57	はちみつの励起・蛍光マトリクス	93
58	アルコールの励起・蛍光マトリクス (1)	94
59	アルコールの励起・蛍光マトリクス (2)	95
60	一般的な光源の分光分布	97
61	学習によりデザインされたはちみつの識別用の光源の分光分布	99
62	学習によりデザインされたアルコールの識別用の光源の分光分布 (1) .	101
63	学習によりデザインされたアルコールの識別用の光源の分光分布 (2) .	102
64	多波長可変光源 ELS-VIS と RGB カメラを用いた実画像実験のセット アップ	104

表 目 次

1	3種類のはちみつの識別精度	98
2	ウイスキー郡とバーボン郡によるアルコールの識別精度	100
3	ウイスキー郡内でのアルコールの識別精度	100
4	4クラスに分類した際のアルコールの識別精度	103
5	シミュレーション画像実験と実画像実験の比較	104

第1章 序論

1.1 研究背景

コンピュータビジョン分野ではコンピュータに実世界の情報を認識させるために、カメラセンサが感知した情報を基に空間の三次元情報の推定や、物体の検出および識別を実現しようとする研究が盛んに行われている。スマートフォンに搭載された顔認証や、AR/VR、ゲーム機に搭載されたジェスチャー操作、そして車の自動運転制御システムや工場の生産工程自動化システムもコンピュータビジョンの研究成果に基づくものである。近年、ディープラーニングという機械学習による技術が注目されている。これは多層構造のニューラルネットワークを用いて、膨大な学習データから推定に必要な特徴量を抽出することで、統計的に優位な結果を得ることのできる場合が多い。しかし、ディープラーニングによる推定は学習データの質に依存する場合が多く、物理的な正しさに欠ける部分もある。一方、物理モデルに基づく手法は光学的な特性から特徴量を導き出すことで安定した推定を行うことが可能である。

従来の物体識別や三次元形状の復元には、RGB画像が用いられることが多い。RGB画像には、各画素に赤・緑・青に対応する可視光域における3チャンネルの波長情報が記録されている。一方、詳細な波長情報を記録した分光画像や、可視光域外の波長情報を記録した赤外線画像には、RGB画像から抽出できない莫大な情報や特徴量が含まれている。可視光域外の光に注目すると、可視光をほとんど吸収しない水はRGB画像や人間の目では透明に見えるが、赤外線を強く吸収する特性があるため、赤外線画像では水は暗く記録される。光の吸光・蛍光発光特性に注目すると、蛍光物質は特定の波長の光を吸収し、その波長よりも僅かに長波長の光を放射する。吸収光と蛍光発光の波長は近く、蛍光発光量が少ない場合が多いため、RGB情報では吸光・蛍光発光特性による情報が埋もれてしまう。しかし、分光情報を用いることでそれぞれの波長の関連性を抽出することが可能である。このように、従来は注目されてこなかった分光情報や可視光波長域外の波長情報をコンピュータで実世界の認識を行うために活用することで、RGB画像からは抽出できない情報を特徴量として扱うことができる。その特徴量を取り入れることによって、従来手法では推定することが困難だった対象や環境において、実世界の物体の三次元形状推定や物質識別を行うことが可能に

なる。

一般的な物体の三次元形状推定や識別手法は、物体表面における光の反射情報を利用している。そして、対象物体とセンサの間で光の吸収や散乱現象が起こらないことを前提としている。そのため、物体表面の反射情報を正しく取得できない対象や、反射情報に特徴量のない対象を正確に扱うことができない。具体的には、表面の反射情報のみを抽出することが難しい半透明物体や表面下散乱を強く起こす物体、正反射光成分が強く検出される物体の三次元形状を推定することや、自然光や一般的な光源下では酷似した反射情報を有する異なる物質を識別することは困難である。また、光の吸収や散乱現象が起こる水中では、物体の形状推定や物質識別を精度良く行うのは難しいという問題点があった。そこで、分光情報や可視光波長域外の波長情報を物質による光の吸収特性に適用し、これらの問題を解決することを検討する。具体的には、水に近赤外線光が吸収されて起こる光の減衰割合が波長および光路長に依存していることを利用し、物体の形状を復元する。そして、吸光・蛍光発光の分光情報を機械学習し、識別に特化した分光分布の光源下で撮影された RGB 画像情報から、物質の識別を行う。

1.2 研究目的

本論文では、物体の反射情報を正しく取得できない対象や反射情報に有意な特徴量を有していない対象の三次元形状推定や物質識別手法の実現を目指す。第一に、反射情報を用いない代わりに、物質による光の吸収特性を特徴量として活用することを試みる。第二に、物質に光が吸収されて起こる光の減衰を特徴量として扱い、反射情報を正確に取得できない物体の形状推定手法を実現する。第三に、蛍光による吸収波長と発光波長の関係性を特徴量として扱い、識別に有意な反射情報を有していない物質の識別手法を実現する。

1.3 論文構成

本論文の構成を以下に示す。

第1章では、本論文のコンピュータビジョン分野における研究背景と研究目的を述べた。

第2章では、三次元形状推定手法や光の物理特性を用いた手法、物質の識別手法の関連研究を紹介し、本研究の意義について議論する。

第3章では、物質による光の吸収特性について説明し、物質固有の光の波長に依存した吸収係数と光路長の関係性を導出する。そして、吸収された光が電子を励起し、より長波長の光を放射する蛍光特性について説明する。

第4章では、近赤外線の一波長の吸収特性の差異を利用した形状推定手法について説明する。そして、構築したカメラシステムを用いて提案手法の有効性を確認する。

第5章では、第4章で紹介した二波長情報を用いた手法を拡張して、利用する波長域の反射率誤差を考慮するために、三波長の吸収特性の差異を利用した形状推定手法について説明し、推定結果の比較を行う。

第6章では、波長間の吸収特性の差異を利用した時に生じる反射率誤差を除去するために、一波長の光路長に依存した吸収量の差異を利用した形状推定手法を説明する。

第7章では、蛍光特性を特徴量として用いた機械学習による物質識別手法を説明する。そして、提案手法により最適化された光源の分光分布や識別精度を検証する。

最後に、第8章で本論文のまとめおよび今後の課題を述べる。

第2章 関連研究

本章では、物質による光の吸収特性を用いる本論文の提案手法に関連のある研究を紹介する。本論文では水による光の吸収量を特徴量として活用する三次元形状推定手法と、物質が吸収した光エネルギーにより電子が励起し、より長い波長の光を放出する蛍光特性を特徴量として活用する物質識別手法を提案する。はじめに、一般的な三次元形状推定手法を紹介した後、光の物理特性を用いた関連研究を紹介する。そして、より関連の強い水中における形状推定手法と光の蛍光特性を用いた物質識別手法の関連研究を述べる。

2.1 一般的な形状推定手法

三次元形状推定手法は深度推定の原理に基づいて分類すると、Triangulation 法、Time-of-Flight, Shape from X などが一般的である。Triangulation 法は三角測量の原理に基づいて深度を算出し、Time-of-Flight は光の飛行時間や位相から距離を求める。Shape-from-X は、画像上から対象物体の表面や輪郭などから抽出した特徴量を用いて形状を推定する。これらの手法では、テクスチャなどの対象物体表面の特徴量や、カメラの焦点距離などの画像の構成情報が必要になる場合がある。また、撮影環境の変化に大きく影響を受ける場合もある。

以下に主要な三次元形状推定手法について簡単に説明する。

Triangulation 法

Triangulation 法は、複数の視点から撮影された画像を用いて、対象物体の位置を三角測量の原理に基づいて計測する手法である [44, 4, 29, 28, 70, 59]。複数の画像上の対応点を正確に探索することができれば、対象物体の三次元形状を復元することが可能となる。そして、一般的なイメージセンサが搭載されたカメラを使用することで、コストを抑えることができる。Triangulation 法は画像の対応点を確立するために局所特徴量を用いるので、三次元形状を復元するには対象物体表面にテクスチャが必要となる。画像内に鏡面反射成分が含まれたり、輝度値が低すぎるとテクスチャ情報を抽出できないので、Triangulation 法は光

源や対象物体表面の反射特性に大きく依存する．対応点探索には，画素ブロック毎に差分絶対値和（Sum of Absolute Difference : SAD）や差分二乗和（Sum of Square Difference : SSD），正規化相互相関（Normalized Cross Correlation : NCC）などが用いられることが多く，画像の解像度が高いほど計算コストも高くなる傾向がある．

Structure from Motion は，1 台のカメラを移動させながら取得した画像群から，カメラの姿勢と並進移動の方向を推定し，画像上の対応点とカメラの位置関係の情報から三角測量の原理に基づいて深度を推定する手法である [63, 61, 57, 49]. カメラ 1 台で容易に画像を取得できるが，やはり局所特徴量として対象物体表面にテクスチャが必要となる．

Structured Active Light は，能動的に可視光あるいは赤外光のパターンを対象物体に照射し，パターンの歪み具合を解析することで深度を算出する [7, 55, 54, 72]. これにより，対応点探索に用いるテクスチャの必要性を軽減している．しかし，パターンの照射とカメラのキャリブレーションが不可欠となる．また，環境光が強い場合は照射するパターンに光学的な干渉の影響を受けやすい．

レーザー三角測量方式は，対象物体に照射されたレーザーのドットとカメラ画素，光源位置から三角測量の原理で深度を推定する [69]. レーザー光源のコストが高く，複雑なアルゴリズムとキャリブレーションが必要になるものの，高精度な計測が可能になる．また，レーザーの特性により長距離の測定より近い範囲の小さい対象物の測定に適している．

Time-of-Flight 法

Time-of-Flight 法は光のパルスを対象物体に照射し，物体表面で反射した光が再び計測装置に戻るまでの時間や位相を直接エンコードすることで，深度を推定する [27, 66, 15, 8]. 単発パルスの飛行時間を測定する直接 Time-of-Flight 法と，連続波の光の位相を測定する間接 Time-of-Flight 法が一般的である．直接 Time-of-Flight 法は，単純に光の飛行時間を測定するため，時間分解能の高い複雑な装置が必要になる．長距離を計測できるので，広範囲に及ぶ建物の深度推定に適している．間接 Time-of-Flight 法は，センサと同じ位相で光パルスを照射し，反射して戻ってきた拡散反射成分の位相差を活用する．光パルスの位相を取得できるセンサと光源を同期する必要はあるが，複雑な装置は必要ない．長距離より短距離の推定に適しており，最近ではマイクロソフトがキネクトに赤外線光源を用いた間接 Time-of-Flight 法を採用した．

Shape from X

Shape from X は、対象物体の特定の表面情報や画像の構成情報を基に三次元形状を推定する手法である。物体表面の陰影情報を活用する手法として、Shape from Shading [73, 22, 51, 52, 32] と Photometric Stereo [67, 6, 5, 6, 31] が有名である。Shape from Shading は、光源位置と物体表面の陰影情報を用いて法線ベクトルを推定することで、物体の形状を復元する。反射率分布が未知である場合は、一枚の画像から法線ベクトルを解くことができないので、対象物体の反射率が一様でランバート反射特性を有すると仮定することが多い。

Photometric Stereo は、照明方向が異なる複数の画像から法線ベクトルを推定する手法で、反射率分布が未知の場合にも物体の形状推定が可能である。

他には、カメラの焦点距離を変化させて撮影した多焦点画像群を用いて、物体までの距離を測定する Shape from Focus/Defocus がある [20, 21, 19, 34, 18, 77, 65]。焦点距離は使用するレンズに依存しており、任意の距離に調整可能であるため、幅広い対象に用いられる。焦点が合っている画像と合っていない画像の差分を活用するので、テクスチャが全くない対象物体からは多焦点画像群の差分が抽出できず、深度を推定できない。

2.2 光の物理特性を考慮した手法

一般的な三次元形状推定手法は、カメラと対象物体の間には空気が満たされていることを仮定し、空気中では光の吸収や散乱が起こらないことを前提としている。しかし、空気以外の媒質が満たされた環境、例えば水中や霧が発生している状況では光の吸収や散乱が起こるため、上記の一般的な形状推定手法を直接的に適用することができない。そのため、空気以外の媒質による光の吸収や散乱の影響を除去するための研究が盛んに行われている。一方で、光の吸収や散乱の物理特性を逆に活用した手法も研究されている。

Nasimhan et al. [47] は、Light stripe range scanning と Photometric Stereo を媒質環境に適用した。表面下散乱をモデル化し、濁った水での光の散乱量を計測することで対象物体の形状を推定する。また、霧や霽での光の散乱特性を考慮することで深度を推定する研究が多くある [17, 30, 40, 46, 48, 56, 60]。他にも、光の伝搬における物理特性を利用した様々な研究が行われている [62, 74]。

2.3 水中における形状推定手法

次に水中における形状推定の関連研究を紹介する。上記のように、水中での深度推定を行うには光の屈折、散乱、吸収などの物理特性を考慮する必要がある [1, 2, 10]. Queiroz-Neto et al. [50] は、水による光の散乱と吸収の影響に適応した対応点探索手法を提案した。この手法は光の物理モデルを導入し、光の散乱と吸収の影響を低減させた画像からステレオ法により深度を推定している。Yano et al. [68] は、水による光の屈折の影響を考慮して、複数視点の Shape from Silhouette による水中における三次元形状推定手法を提案した。水の濁りによる光の散乱を対処して、水中に適応した Photometric Stereo も開発されている [45, 24, 62]。また、光の屈折による影響を考慮した Structured Active Stereo も提案されている [38, 39]。Time-of-Flight 法で活用される様々なセンサを水中で使用した場合の推定精度を評価した研究報告もあり、赤外線を用いる Time-of-Flight 法は水による光の吸収が強すぎるため、水中では機能しないことが分かった [14]。空気中から水中を対象として撮影した際に発生する水面での光の屈折を考慮した Structure from Motion も研究されている [35, 53]。

一方で光の物理特性の影響を考慮するのではなく、逆に活用することで水中での形状推定を可能にしている手法も中にはあるが、水による光の物理特性による影響を除去する研究が多数である。

2.4 光の蛍光特性を用いた物質識別手法

最後に、本論文で提案する光の蛍光特性による物質識別手法に関連する研究を紹介する。物質を非接触、非破壊、非侵襲で識別するには、識別対象に照射した光の反射情報を活用するのが安全かつ容易である。そのため、最適な光源位置と光源色を用いて識別に必要な物質表面の特徴量を強調する Coded Illumination と呼ばれる手法が研究されてきた。Gu and Liu [26] は、光の波長を考慮した双方向反射率分布関数 (Bidirectional Reflectance Distribution Functions: BRDFs) を用いて、画像の画素毎に物質の識別を行う手法を開発した。この手法は、サポートベクターマシン (Support Vector Machine: SVM) とフィッシャーの線形判別分析法 (Fisher Linear Discriminant Analysis: LDA) から、二クラス分類 (Binary Classification) に最適な光源の分光分布と複数の光源位置を導き出す。これにより、高い精度での物質識別を可能にしたが、導き出した光源の輝度値に負の値が含まれるので、正の輝度値用の光源に加えて負の輝度値として扱う光源下でもモノクロ画像を撮影する必要がある。Liu and Gu [43] は、上記の手法を基にモノクロ画像ではなく RGB 画像を用いた物質識別手法に改良

した。この手法は、フィッシャーの線形判別分析法から、二クラス分類あるいはマルチクラス分類を可能にしている。Wang and Okabe [64] は、一枚の画像のみを用いた Coded Illumination 手法を提案した。事前に RGB 画像からグレースケール画像に変換するための行列を Coded Illumination と共に学習することで、一枚の画像から二クラス分類に必要な特徴量の抽出に成功している。Blasinski et al. [9] は、サポートベクターマシンと主成分分析 (Principal Component Analysis : PCA) を利用して、複数の光源の分光分布を学習する Coded Illumination 手法を開発した。この手法は、RGB カメラの分光応答関数を用いて画像の画素毎の物質識別を行う。また、他の手法は複数の光源位置を利用するのに対し、この手法は一つの光源位置から撮影された画像を用いて、光源の波長情報を重点的に活用している。

これらの Coded Illumination 手法は、対象の物質に光を照射し、反射光成分のみをセンサが捉えることを仮定している。しかし、任意に抽出されたシーンのうち、およそ 20% に蛍光特性を有する物質が含まれるというデータが報告されている [3]。特に、植物や有機物には蛍光特性を有する場合が多いため、今まで注目されてこなかった蛍光特性の特徴量を活用することで、識別精度の向上が期待できる。Sugiyama et al. [58] は、複数の有機物の励起・蛍光マトリクス (Excitation-Emission Matrix : EEM) から、マイコトキシンという毒の検出手法を開発した。他にも、蛍光特性は様々な物質の検出・識別に有用であることが示されている [36, 11, 42, 16]。しかし、励起・蛍光マトリクスを取得するには、様々な狭帯域波長の光を物質に照射した際の分光分布を計測する必要があるため、長時間を要するという難点がある。

蛍光特性の特徴量の有用性から、蛍光特性の取得を容易にするための研究が近年盛んに行われている。Lam and Sato [41] は、狭帯域光源と基底ベクトルを用いて蛍光成分を抽出した。Fu et al. [23] は、高周波の分光分布を有する光源下で撮影された多波長分光画像から蛍光成分を推定した。Zheng et al. [76] は、一枚の多波長分光画像からすべての蛍光成分を推定できるように改良した。このように蛍光成分の抽出に関して様々な研究が行われ、複数の画像あるいは一枚の多波長分光画像から蛍光成分の抽出が可能になった。

2.5 関連研究のまとめ

本章では、一般的な三次元形状推定手法を紹介し、主に対象物体の反射情報を活用していることが分かった。そのため、物体表面の反射情報を正しく取得できない対象やテクスチャなどの有意な特徴量のない対象を正確に扱うことは難しい。そこで、反射情報を扱わない代わりに、物質による光の吸収特性による光の減衰を特徴量として

扱うことを検討する．光の減衰を起こす物質として水に着目し，水中における形状推定手法の従来研究を調査した．水中における形状推定は，水中の調査やナビゲーションシステム，そしてコンピュータグラフィックス [25] や海洋学 [33]，生物学 [37] などの学術的な分野においても応用が期待されている．そのため，水中における光の屈折，散乱，吸収などの物理特性を考慮し，その影響を低減させる研究が数多く行われてきた．しかし，光の物理特性を特徴量として活用して，水中における三次元形状推定を行う例はほとんどない．そこで本論文では，光の減衰量を特徴量として扱い，水中の光路長を算出することで物体の形状復元を試みる．これは，対象物体の反射情報を利用していないので，従来手法では推定が難しい半透明な物体などの特殊な反射特性を有する物体，表面に有意な特徴量のない物体の形状復元が可能である．

一方，物質識別手法に関しては，最適な光源色と光源位置を用いて識別に必要な物質表面の特徴量を強調する Coded Illumination 手法が開発されてきた．これらの手法は，物質表面の反射情報のみに着目するため，反射情報が酷似している異なる物質を識別することは難しい．そこで，蛍光特性の特徴量を活用することを検討する．蛍光は，吸収された光が電子を励起し，より長波長の光を放射する物質固有の特性なので，反射情報の代わりに蛍光特性の情報を活用できることが考えられる．

本論文では，対象物体の反射情報の代わりに光の吸収特性を特徴量として活用することを検討する．水に光が吸収されて起こる光の減衰量や，蛍光による吸収された光の波長と発光された光の波長の関係性を特徴量として扱うことで，従来手法では推定が難しい対象の三次元形状推定と物質識別を実現する．

第3章 物質による光の吸収

本章では、物質による光の吸収と、ある波長の光を吸収することでより長波長の光を発光する蛍光の光学的性質を説明する。

3.1 光の吸収特性

ある物質に光が入射すると、光は物質に吸収される。例えば、不透明の赤い物質に白色光が入射すると、物質が緑と青の波長の光を吸収する。吸収されなかった赤の波長の光のみが物質で反射し、人間の視覚あるいはカメラセンサに届くことで、その物質の色を赤と認識する。

一方で、光が物質に入射し、物質内部を透過する場合も同様に物質に光は吸収される。物体表面で光が反射する場合と同様に透過した場合も、物質により光が強く吸収される波長域もあれば、ほとんど吸収されない波長域もある。本論文では反射光成分ではなく、透過した際の吸収光成分に着目し、水による光の吸収量を特徴量として活用することを検討する。例として、図1に長さ6cmの水中を光が通過した際に、400nm～1400nmの波長域における光が吸収された割合を示す。この図から、可視光域である400nm～750nmでは光がほとんど吸収されていないことが分かる。これは可視光域に感度を持つ人間の目には水が透明に見えるという事実を示している。一方、可視光域より波長が少し長い800nm付近で光の吸収が強まり始め、900nm付近から急激に吸収率が高くなる。そして、1200nm～1400nmの近赤外領域の光は高い割合で吸収されていることが分かる。

実際に水に吸収される光量が波長によって異なることを確認する。図2(a)と(b)は、可視光域および近赤外線域に感度を持つモノクロカメラで水の入った容器を撮影した画像である。(a)はレンズ前にフィルタを設置せずに撮影した画像で、可視光に加え近赤外線の光を捉えたものである。この画像では、光が吸収されている割合が少なく、水は透明に見える。一方(b)は、レンズ前に950nmの狭帯域波長透過フィルタを設置して撮影した950nmの分光画像である。950nmの光は水に強く吸収されるため、(b)の画像では水部分が暗くなっている。このように、可視光に感度を持つ一般的な

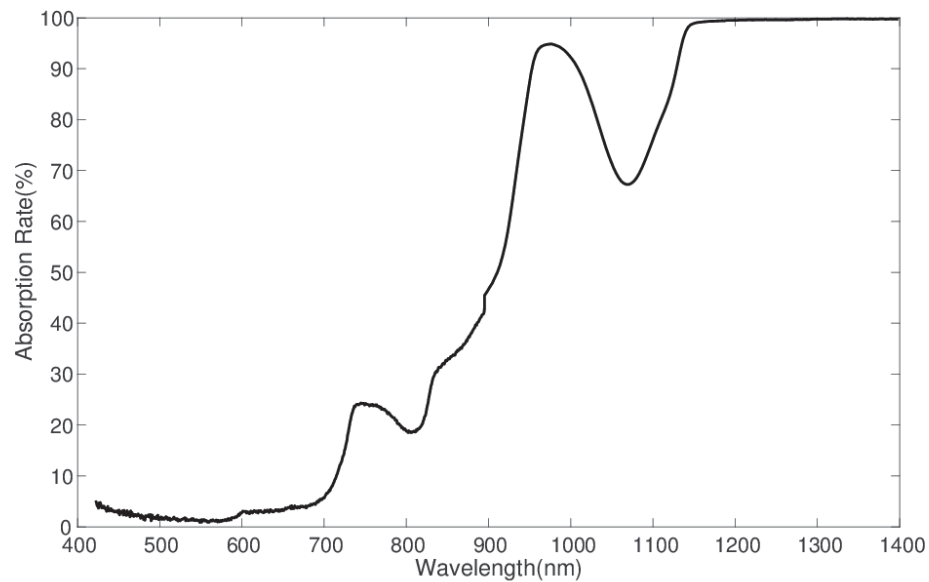


図 1: 400nm～1400nm の波長域における水による光の吸収割合

RGB あるいはモノクロ画像からは、光の吸収が少ないため、吸収による特徴量を抽出できない。しかし、水の吸収の強い波長域の分光画像では光の吸収による影響が顕著に表れるため、物質に光の吸収されて起こる光の減衰を特徴量として活用することが可能である。



(a) フィルタを使わず赤外線カメラで撮影した水の見え



(b) 950nm のフィルタを通して赤外線カメラで撮影した水の見え

図 2: 可視光と近赤外線での水の見えの違い

光の吸収特性は、媒質による光の吸収量を定式化したランベルト・ベールの法則に従っている。図3のような状況を想定すると、ある波長 λ において物質に入射する直

前の光量 I_0 と、物質に入射して透過した直後の光量 I の関係は、次のように表現することができる。

$$I = I_0 e^{-\alpha(\lambda)l} \quad (1)$$

ここで、 l は物質中の光路長 (mm)、 $\alpha(\lambda)$ は波長 λ に依存した吸収係数 (mm^{-1}) を示しており、 $e^{-\alpha(\lambda)l}$ はネイピア数の $-\alpha(\lambda)l$ 乗である。

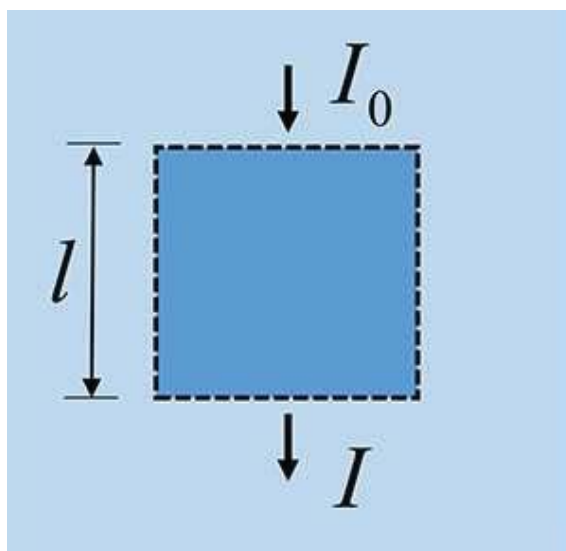


図 3: ランベルト・ベールの法則に従って吸収された光量

従って、式 (1) から入射した際の光量と放射した際の光量の比は、物質固有の吸収係数 $\alpha(\lambda)$ と物質中の光路長 l により算出することができる。そして、入射光と放射光の光量比と吸収係数 $\alpha(\lambda)$ が既知であれば、物質中の光路長を算出することが可能となる。

3.2 光の蛍光特性

ここまで、物質に光が吸収される特性について述べてきたが、次に物質に吸収された光エネルギーに注目する。吸収された光エネルギーは、熱エネルギーや運動エネルギーなどに変換されることが一般的に知られている。本論文では、ある波長域の光を吸収することで電子が励起し、基底状態に戻る際に余分なエネルギーとして光を放出する「蛍光」という物質固有の特性を扱う。蛍光には以下に2つの重要な特性がある[71]。

- 吸収した光の波長よりも長い波長の光を発光する。
- 発光する光は常に同一の分光分布で，光源の分光分布に依存しない。

蛍光特性を有さない物質では，光源から放出された光が物質固有の分光反射率に従って反射される．そのため，光源に含まれない波長の光は物質からの反射光には含まれない．しかし，蛍光特性を有する物質は，光源から放出された短波長の光を吸収し，長波長の光を発光する．つまり，光源に含まれない波長の光を蛍光物質から観測する場合がある．例として，図4にメイプルシロップに330nmの狭帯域の光を照射したときに観測された分光分布を載せる．これは波長計測装置で測定したもので，左の330nmを中心とした狭帯域波長成分が入射光を直接反射した成分である．一方，420nm付近を中心とした広帯域波長成分が蛍光発光成分となる．このように，蛍光物質は入射光に含まれない長波長側の光を発光する特性がある．

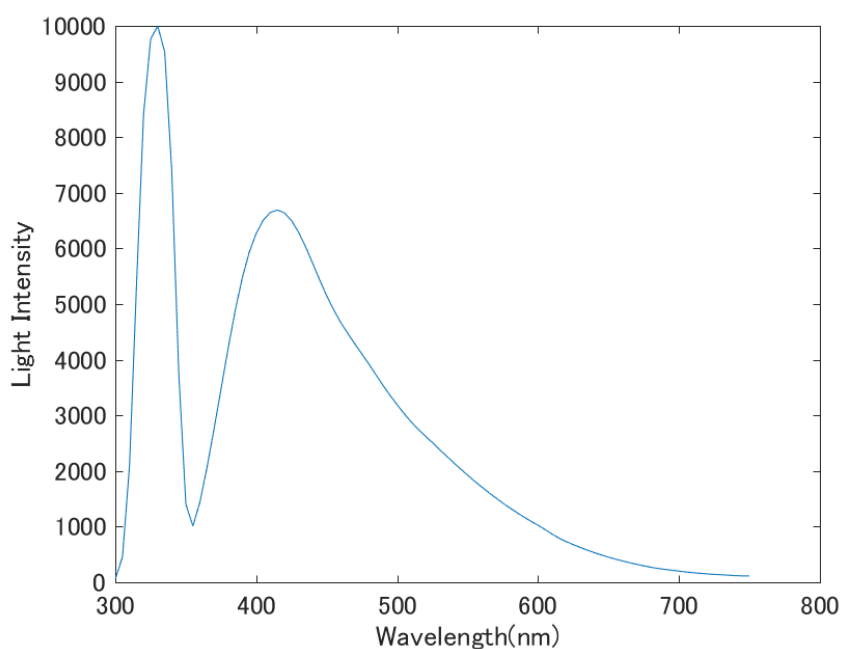


図4: メイプルシロップに330nmの狭帯域の光を照射したときの反射成分および蛍光発光成分の分光分布

次に，300nmから330nmの狭帯域の光を5nmずつ変化させて照射したときに観測されたメイプルシロップの蛍光発光成分の分光分布を図5に示す．蛍光発光成分の分光分布の形状は常に同一であることから，蛍光発光は常に同じ「色」を発光している

ことが分かる。そして、300nm から 330nm へと入射光の波長が長くなると発光する光量も増えている。これは、メイプルシロップの蛍光特性として、300nm の光よりも 330nm の光を強く吸収する特徴があるためである。蛍光物質に吸収された光は励起を引き起こすので、一般的に吸収された光は励起光と呼ばれる。つまり、メイプルシロップの蛍光特性は、300nm より 330nm の方が励起光が強いと言える。

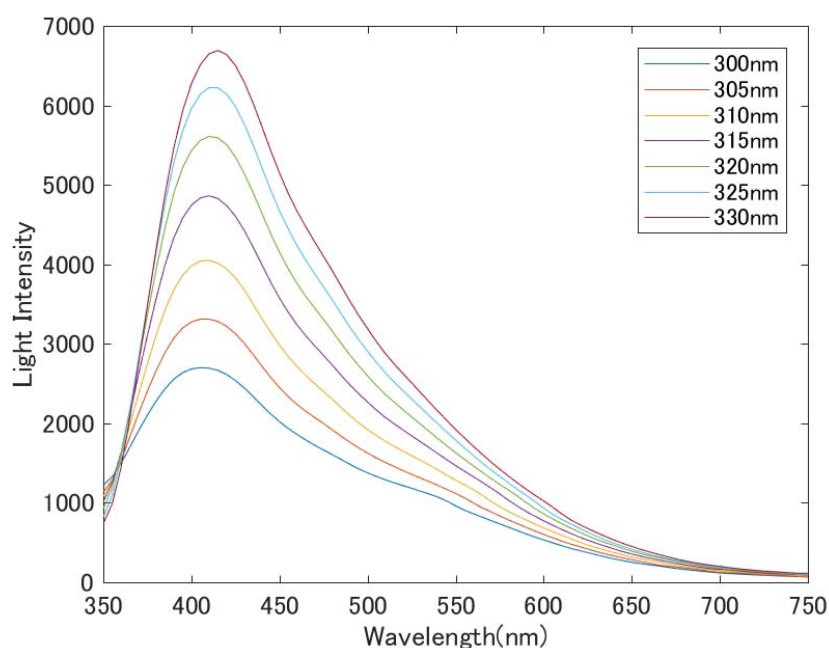


図 5: メイプルシロップに 300nm-330nm の狭帯域の光を照射したときの蛍光発光の分光分布

このように、蛍光物質にはどの波長の光を強く発光するかを示す蛍光発光の分光分布があると同時に、どの波長の光を強く吸収するかを示す励起光の分光分布が存在する。励起光の分光分布と蛍光発光の分光分布の関係性を示したのが、図 6 の励起・蛍光マトリクス（Excitation-Emission Matrix : EEM）である。

励起・蛍光マトリクスは、狭帯域の光を励起光として短波長から長波長まで順々に蛍光物質に照射した際の反射光成分と蛍光発光成分の分光分布を並べて行列表記したものである。励起波長と蛍光波長を二次元の分布として表すために、蛍光発光の分光分布と励起光の分光分布の関係を視覚的に捉えることが容易になる。対角の強い光の成分は、入射光を直接反射した反射光成分である。一方、蛍光発光成分は入射光より

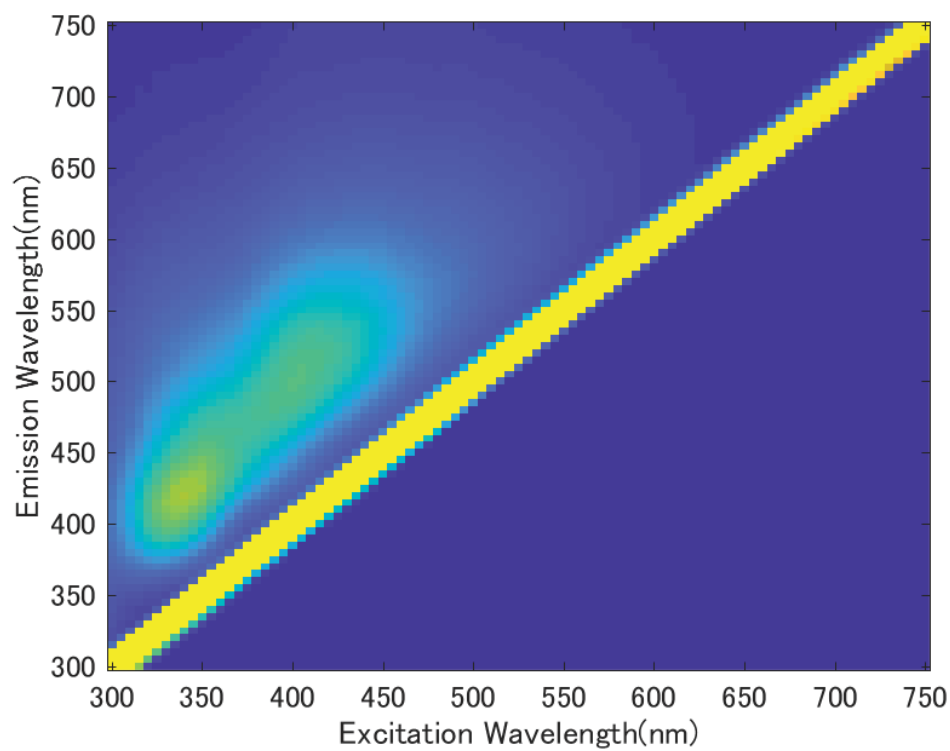


図 6: メイプルシロップの励起・蛍光マトリクス

も長い波長を発光するため、励起・蛍光マトリクスでは反射光成分である対角成分よりも左上側の長波長側に分布する。ただし、第7章で紹介する励起・蛍光マトリクスは、蛍光発光成分を明確にするために反射成分を除去している。

第4章 二波長の光の吸収特性の差異を利用した形状推定手法

本章では，前章で紹介した物質による光の吸収特性が光の波長によって大きく変化することを利用して，深度推定を行う手法について説明する．特に，二波長の光の吸収特性の差異を活用することで，対象物体の反射率や入射光量などの未知数を除去した上で，水深を推定するアルゴリズムについて説明する．そして，二波長における物体の反射率の差異がどの程度推定精度に影響するかを検証する．次に，実際に二波長画像を同時に取得するために構築したカメラシステムや，光源とカメラシステムの位置関係により発生する深度推定の歪みを補正するアルゴリズムを紹介する．最後に，提案手法による推定精度と形状推定結果を検証し，二波長手法の考察を述べる．

4.1 二波長画像を用いた水深推定

カメラから水中にある対象物体までの深度を推定をするために，光が物質に吸収される割合が波長によって異なる光学的現象を利用する．無限遠に設置された光源から，水中にある対象物体の表面に平行光が照射されている状況を想定する．対象物体の表面における反射特性を，対象物体への入射光や放射光の角度に依存した反射率を示す幾何形状特性と，反射光の色に依存した分光反射率に分離できることを仮定すると，反射率関数 $f(\omega, \lambda)$ は，

$$f(\omega, \lambda) = r(\omega)s(\lambda) \quad (2)$$

と表すことができる．ここでは，幾何形状特性を $r(\omega)$ ，分光反射率を $s(\lambda)$ としている．幾何形状特性 $r(\omega)$ と分光反射率 $s(\lambda)$ に分離できるという仮定は，拡散反射により表面の輝度が等方的となるランバート反射モデルや，正反射モデルにも適用できる．一方，CD-ROM のように表面形状が光の波長程に細かい場合は，この仮定を適用することはできない．しかし，このような数少ない例外を除けば，一般的な物体や材質を対象とすることが可能である．

水中にある対象物体の撮影では、水面での光の反射や屈折の影響を除去するために、カメラと光源を水中に設置することが理想的である。しかし、防水の撮影機材は高価で種類も少ないので、本論文では非防水の一般的な撮影機材を空气中に設置し、水中を撮影する。そして、水面での光の反射や屈折の影響を最小化するために、水面に対して垂直な光軸となるように設置された平行光源と正投影式のカメラを使用する場合を考える。これにより、水面での光の反射や屈折による影響を無視できるものとして話を進める。仮に、水面での鏡面反射成分が無視できない場合には、事前にキャリブレーション用の画像を取得し、鏡面反射成分のみを画像から除去する方法や、偏光板を利用することで鏡面反射成分がカメラセンサに届かないようにする対処方法が考えられる。

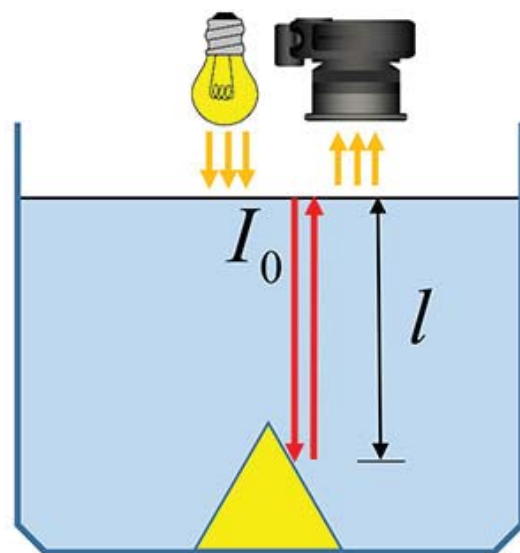


図 7: カメラと光源の光軸が水面に対して垂直な位置関係

図7のように、カメラと光源の光軸が一直線上に配置された理想的な位置構成を考える。ここでは正投影式のカメラと平行光源の光軸が、水面に対して垂直である。波長 λ_1 で光量 I_0 である狭帯域の波長の光が水面から水中へ入射し、水深 l のあるポイントに到達する。その後、反射した光は再び水中を通過し、カメラまで到達する。カメラセンサが感知した波長 λ_1 の光量 $I(\lambda_1)$ は、

$$I(\lambda_1) = r(\omega)s(\lambda_1)I_0e^{-2\alpha(\lambda_1)l} \quad (3)$$

と表すことができる。ここで $2l$ は水中の光路長を示し、光は反射点まで往復しているので、水深 l の二倍の距離を通過している。 $e^{-2\alpha(\lambda_1)l}$ は、水中通過時の光の吸収割

合を示す．ただし，物体表面で反射した光に加え，物体を透過し，物体内部で反射した光も幾何形状特性 $r(\omega)$ および分光反射率 $s(\lambda)$ に分離可能で，式 (3) は半透明物体を撮影した場合にカメラセンサが感知した光量を表現できるものとする．

対象物体表面の幾何形状特性 $r(\omega)$ と分光反射率 $s(\lambda)$ は，当然ながら物体表面の形状や材質，色に依存するので未知である．また，水面への入射光量 I_0 も未知である．これらの未知な要素を除去するために，他の狭帯域の波長の光を利用する．その光の波長を λ_2 とし，波長 λ_1 の光と同じ光量 I_0 が水面に入射していると想定すると，カメラセンサが感知した波長 λ_2 の光量 $I(\lambda_2)$ は，式 (3) と同様に

$$I(\lambda_2) = r(\omega)s(\lambda_2)I_0e^{-2\alpha(\lambda_2)l} \quad (4)$$

と表現できる．ただし，波長 λ_1 と λ_2 は十分近く，幾何形状特性 $r(\omega)$ に差異はないものとする．

式 (3) を式 (4) で割ると，水深 l は次のように算出することができる．

$$l = \frac{1}{2(\alpha(\lambda_2) - \alpha(\lambda_1))} \ln \left(\frac{I(\lambda_1)s(\lambda_2)}{I(\lambda_2)s(\lambda_1)} \right) \quad (5)$$

注目すべき点は，物体表面がどれほど複雑な形状をしていたとしても，幾何形状特性 $r(\omega)$ を除去できるところにある．ここで，波長 λ_1 と λ_2 における分光反射率が同値，つまり $s(\lambda_1) \simeq s(\lambda_2)$ となる二種類の波長域を選定することができれば，水深 l は次のように近似可能となる．

$$l \simeq \frac{1}{2(\alpha(\lambda_2) - \alpha(\lambda_1))} \ln \frac{I(\lambda_1)}{I(\lambda_2)} \quad (6)$$

式 (6) は本研究の提案手法における核となるアルゴリズムである．物体の幾何形状特性と分光反射率が未知であっても，適切に選択した二波長において撮影された二枚の分光画像の輝度値から，水深を推定することが可能となる．

4.2 推定精度と物体の反射率の関係性

二波長における分光反射率 $s(\lambda_1)$ および $s(\lambda_2)$ の誤差 Δs に対しての相対的水深推定誤差 Δl を考える．ここでは $\Delta s = s(\lambda_1)/s(\lambda_2) - 1$ とする．

式 (5) および式 (6) から，推定水深誤差 Δl を計算すると次のようになる．

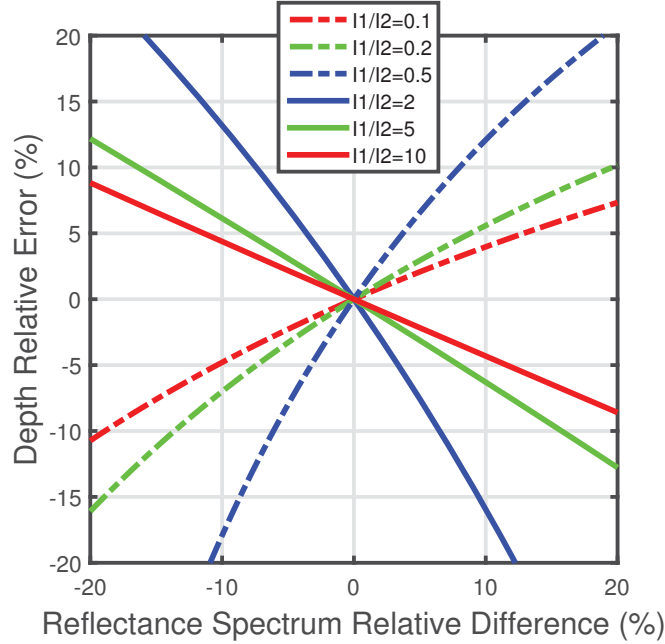


図 8: 相対的反射率誤差と推定水深誤差の関係

$$\Delta l = \frac{\ln \left(\frac{I(\lambda_1)}{I(\lambda_2)} \frac{s(\lambda_2)}{s(\lambda_1)} \right) - \ln \frac{I(\lambda_1)}{I(\lambda_2)}}{\ln \left(\frac{I(\lambda_1)}{I(\lambda_2)} \frac{s(\lambda_2)}{s(\lambda_1)} \right)} = \frac{\ln(1 + \Delta s)}{\ln(1 + \Delta s) - \ln \frac{I(\lambda_1)}{I(\lambda_2)}} \quad (7)$$

図8は輝度比 $I(\lambda_1)/I(\lambda_2)$ が変化した時、つまり二つの選択波長や水深を変化させた際の相対的反射率誤差に対する相対的水深誤差を式(7)に従い算出し、プロットしたものである。六種類の輝度比 $I(\lambda_1)/I(\lambda_2)$ に対して、相対的反射率誤差および相対的水深誤差が ± 20 の範囲を示す。図8から、輝度比 $I(\lambda_1)/I(\lambda_2)$ が大きく異なる場合に、推定深度は分光反射率の誤差に大きく影響しないことが分かる。これは二波長を利用した水深推定において、波長を選択するのに重要な基準になる。特に、本論文では二波長において、水の吸収係数の差が最大になるように、そして二波長における分光反射率 $s(\lambda_1)$ および $s(\lambda_2)$ の誤差 Δs が最小になるように波長を選択することで、最大の推定精度を発揮する。

次に、二波長における分光反射率 $s(\lambda_1)$ および $s(\lambda_2)$ の誤差 Δs が最小となる波長を選定するために、様々な材質の可視光域および近赤外線広域の分光反射率のデータベースを作成し、二波長の分光反射率 $s(\lambda_1)$ および $s(\lambda_2)$ の変化を分光分布から検証する。

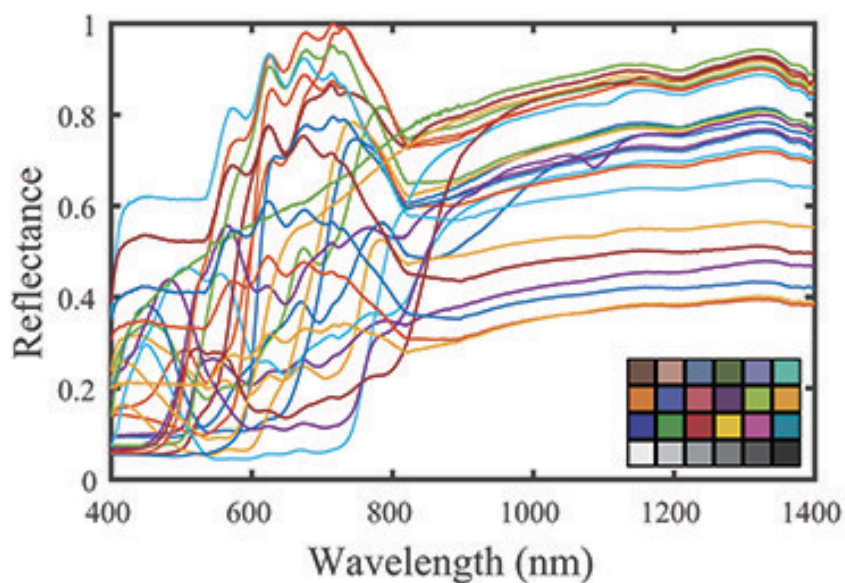


図 9: 24 色のカラーチェッカーボードの分光反射率

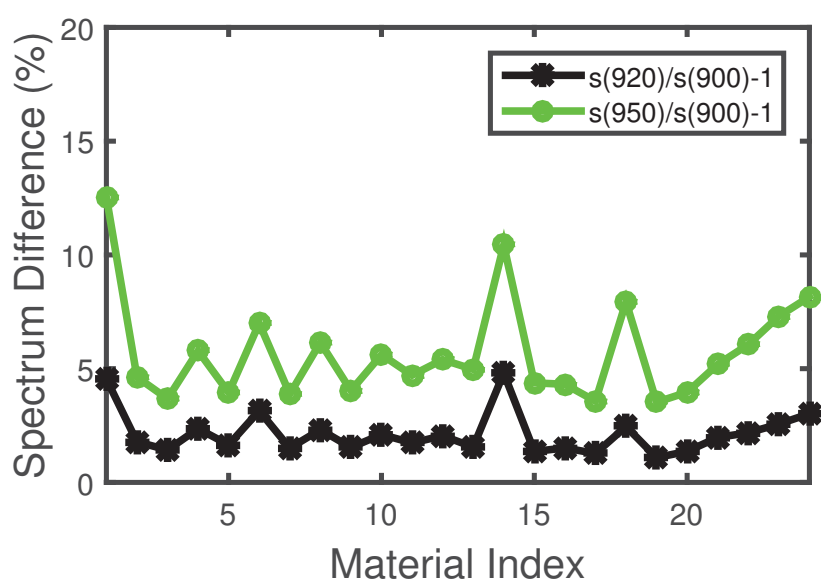


図 10: 二つの波長ペアにおけるカラーチェッカーボードの分光反射率誤差

図1から分かるように、水による光の吸収量は900nm～1000nmの波長域で急激に変化している。そして、近赤外線波長域において、様々な材質の分光分布が一定になる傾向があることが知られている。まず始めに図9に示すように、標準的なカラー

チェッカーボードの分光反射率を計測したところ、すべての色において900nm以降の長波長領域では、分光反射率が大きく変化しないことが分かった。図10に二波長におけるチェッカーボードの色の反射率の相対誤差を示した。ここでは、水による光の吸収量が大きく変化する波長域の900nmと950nmの二波長ペアと900nmと920nmの二波長ペアを検証した。大きな誤差がある色も中には存在するが、900nmと950nmでの反射率の差の相対平均は5.7%、900nmと920nmではさらに減って、2.1%となっている。

カラーチェッカーボードに加え、図11にある木材、布、革、金属などの基本的な材質群の分光反射率を測定した。それぞれの材質群は、約20種類の異なる材質から構成される。これらの材質においても、カラーチェッカーボードと同様に、900nmと950nmおよび900nmと920nmの二波長ペアの反射率の相対誤差を評価したところ、900nmと950nmの平均誤差は木材、布、革、金属の材質群で3.8%、2.1%、6.0%、11.1%であるのに対し、900nmと920nmの平均誤差は1.4%、1.1%、1.9%、5.0%であった。作成したデータベースから算出した平均誤差の結果から、近赤外線領域における近接した二波長の反射率の誤差は微小であることが分かった。



(a) 木材



(b) 布



(c) 革



(d) 金属

図 11: 四種類の材質郡の見え

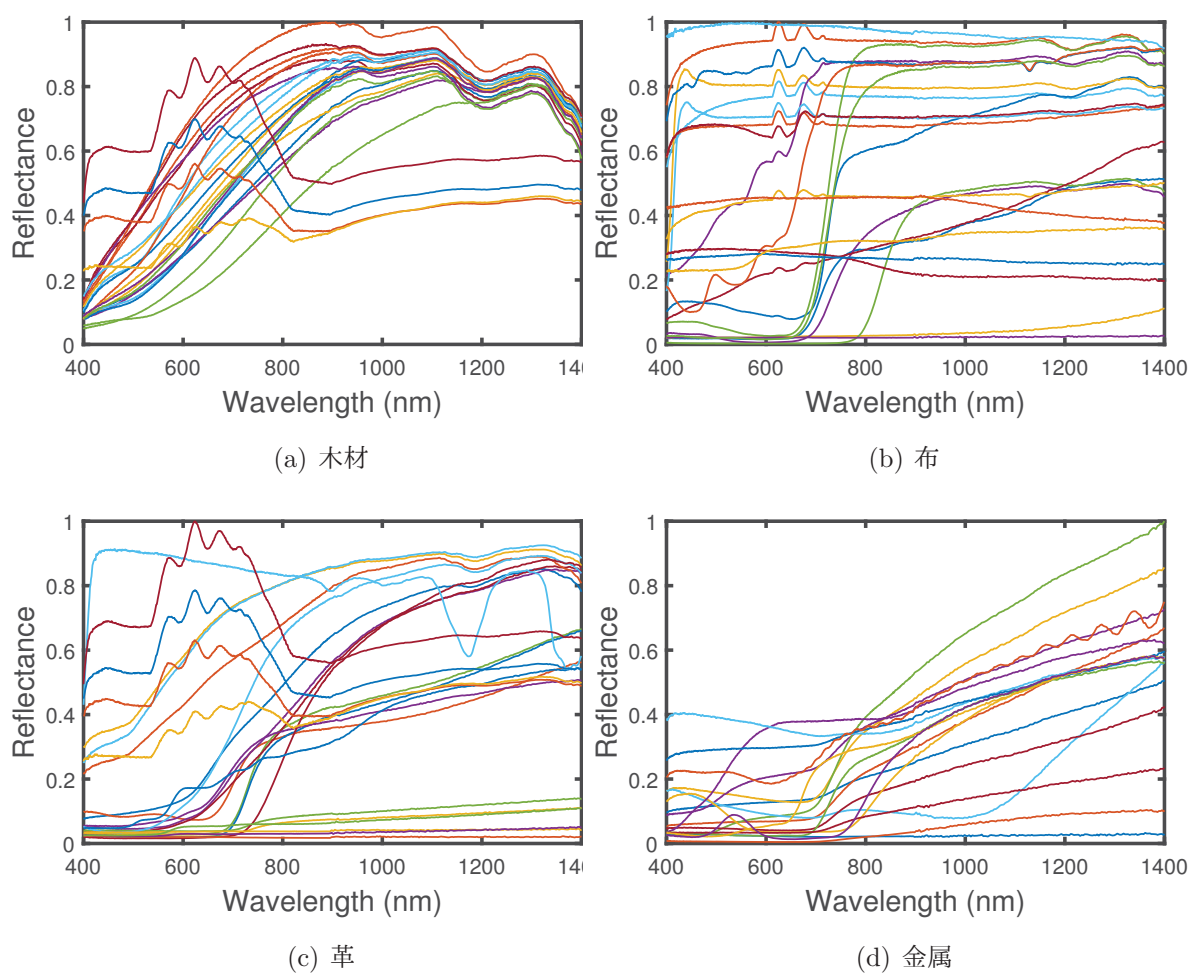


図 12: 四種類の材質郡の反射光の分光分布

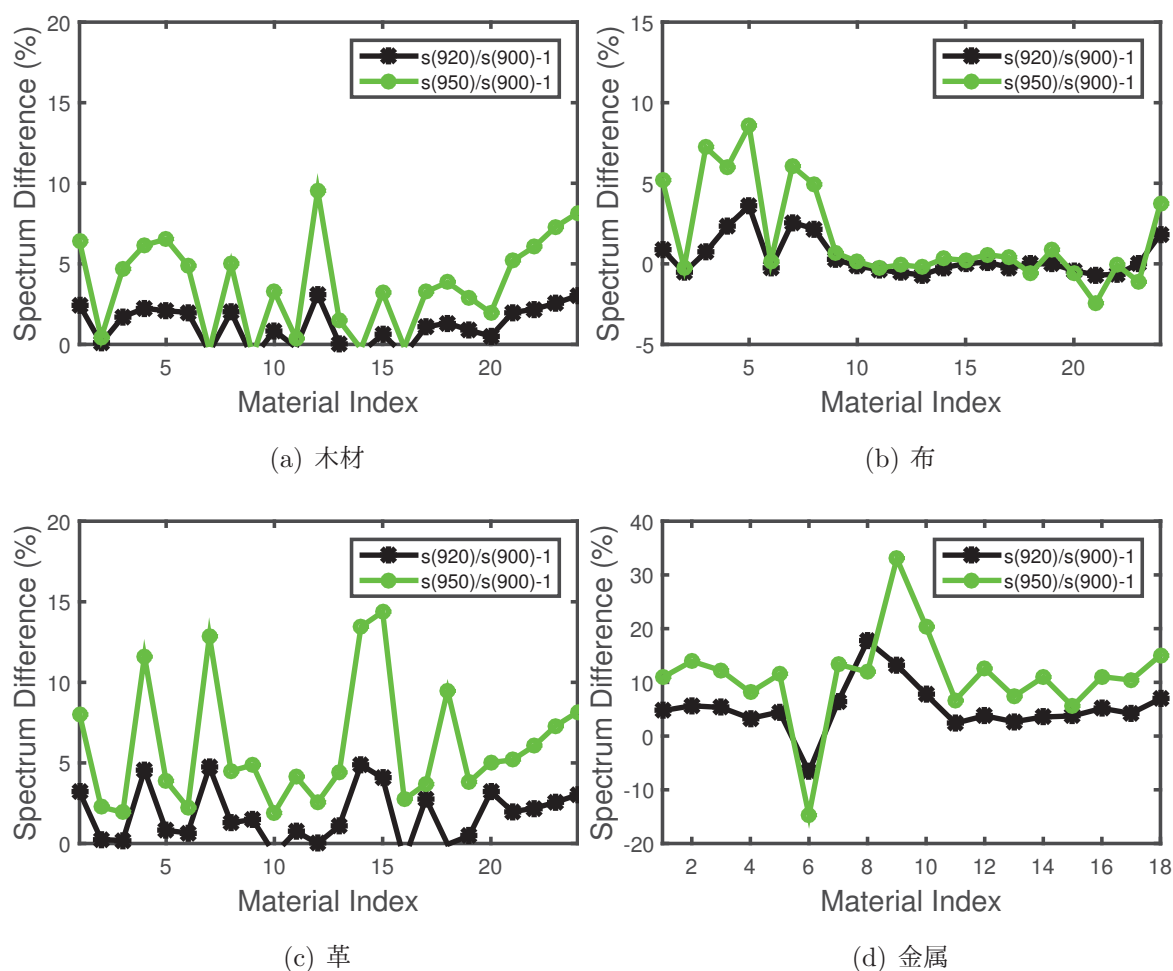


図 13: 二波長における材質の反射率誤差

そこで、本論文では水による光の吸収量が大きく変化する 900nm～1000nm において選定された二波長の分光反射率 $s(\lambda_1)$ および $s(\lambda_2)$ を近似可能とする．提案手法の推定精度を向上させるために、水の吸収係数の差が大きく、そして二波長の分光反射率 $s(\lambda_1)$ および $s(\lambda_2)$ の誤差 Δs が小さくなり、入手できる撮影デバイスおよび撮影対象の最大水深を考慮して、最適な 2 つの波長として 905nm と 950nm を使用するものとする．

4.3 カメラシステム

二波長の光の吸収特性の差異を利用した水深推定アルゴリズムを用いて、リアルタイムに物体の形状推定を可能にするカメラシステムを構築する．図 14 のように、ビー

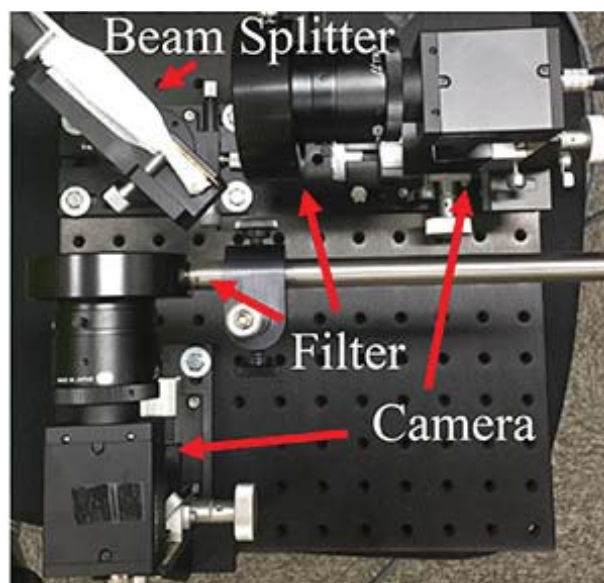


図 14: 同軸の二波長画像取得カメラシステム

ムスプリッターと二つのグレイスケールカメラ (POINTGREY GS3-U3-41C6NIR) を用いる。図 14 の下側のカメラは画像上側を向いてのに対し、右側のカメラは画面左側を向くように設置し、両方のカメラの前にビームスプリッターを設置する。これにより、下側のカメラはビームスプリッターを透過した光を、右側のカメラは反射した光を撮影することで、二台のカメラが同軸・同画角の写真の撮影を可能にする。また、二台のカメラの同期をとることで、完全に同じタイミングに同一の視点から撮影された画像を取得できる。さらに、カメラの前に 905nm と 950nm の狭帯域波長透過フィルタを設置し、二波長の画像の同時撮影を可能にしている。

300nm から 1100nm までのカメラの分光応答関数を図 15 に示す。図 15 から分かるように、近赤外線におけるカメラの感度は可視光域に比べれば低いものの、実際に活用する 900nm～950nm の波長域の感度は十分にある。光源の光量を強くする、カメラの露光時間を長くするなど工夫することで、構築したカメラシステムを用いて鮮明な画像の取得が可能である。

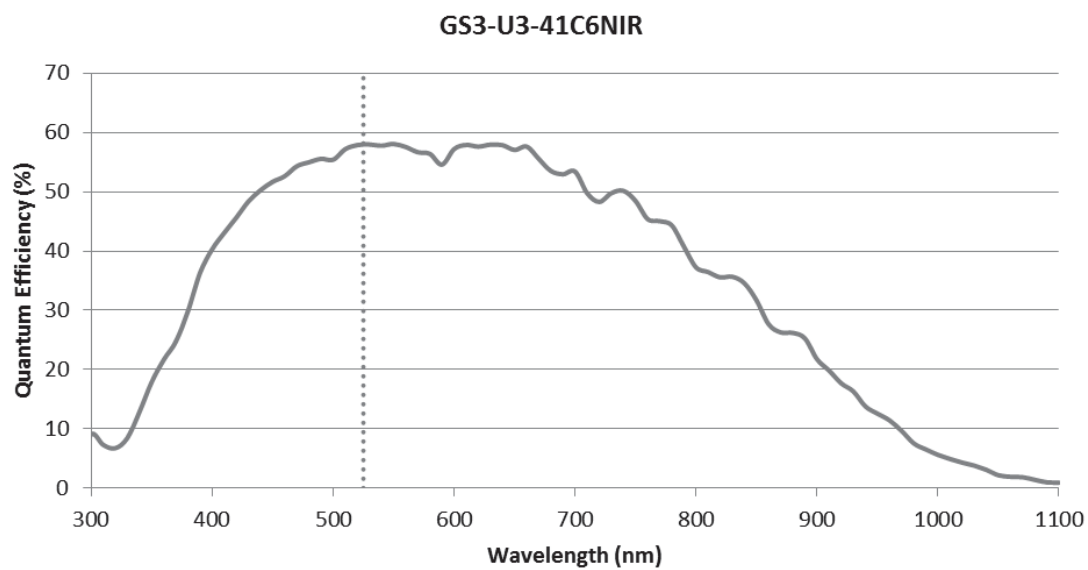


図 15: POINTGREY GS3-U3-41C6NIR の分光応答関数

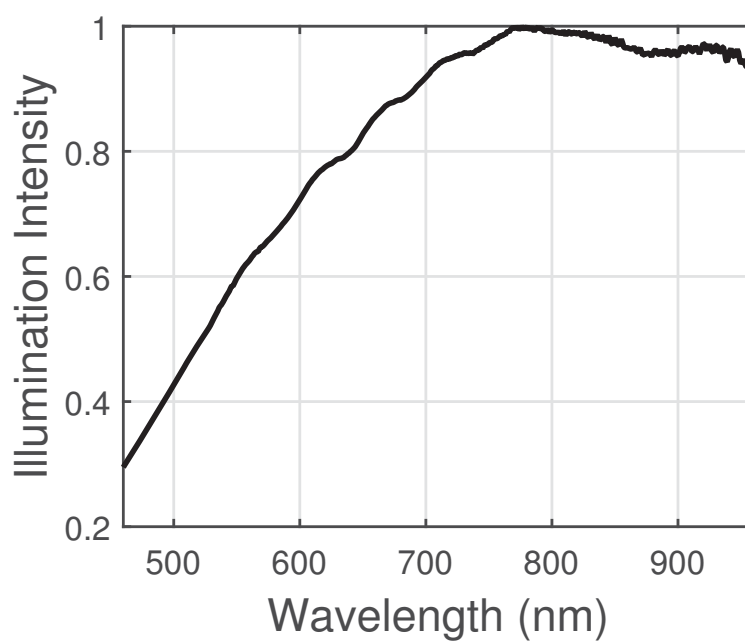


図 16: 光源の分光分布

また、光源には近赤外線領域の光量が十分にある白熱電球 COLD LIGHTING SYSTEM PIS-UHX-AIR を使用する。光源の分光分布を図 16 に示す。

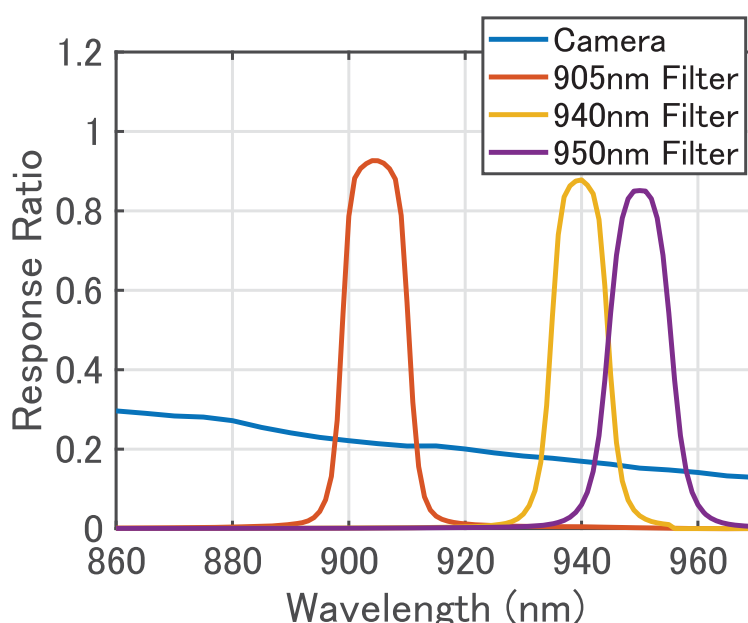


図 17: 3つの狭帯域波長透過フィルタの分光透過関数とカメラの分光応答関数

使用した狭帯域波長透過フィルタは、半値幅 10nm のものである。近赤外線領域のカメラの応答関数と、905nm、940nm、950nm の狭帯域波長透過フィルタの透過関数を比較するために、両方をプロットしたものを図 17 に示す。これらのデータは実際に測定したものである。ただし、二波長を用いた手法は 905nm と 950nm を利用したが、940nm の狭帯域波長透過フィルタは、第 5 章で紹介する三波長を用いた水深測定手法で利用する。狭帯域波長透過フィルタの中心波長の透過率は 90% 前後とかなり高いが、905nm と 950nm のフィルタの透過率分布は多少異なる。そして、カメラの応答関数も 905nm と 950nm では異なっているため、正確に水深測定をするにはこれらを補正する必要がある。補正方法は、第 4.4.3 章で説明する。

水による二波長の光の吸収特性の差異から物体の形状推定を行うには、水の吸収係数のデータが必要となる。吸収係数は温度や溶解物、濃度によって多少異なるが、容易に測定することが可能である。水による光の吸収量は、光が通過した水の距離に依存しているので、既知の長さの水を通過した際の光の分光透過率と水を通過していない場合の光の分光透過率をランベルト・ベールの法則に適用することで水の吸収係数を算出することができる。算出精度を向上させるために、複数の水中距離を透過した分光透過率を計測し、算出した水の吸収係数を図 18 に示す。

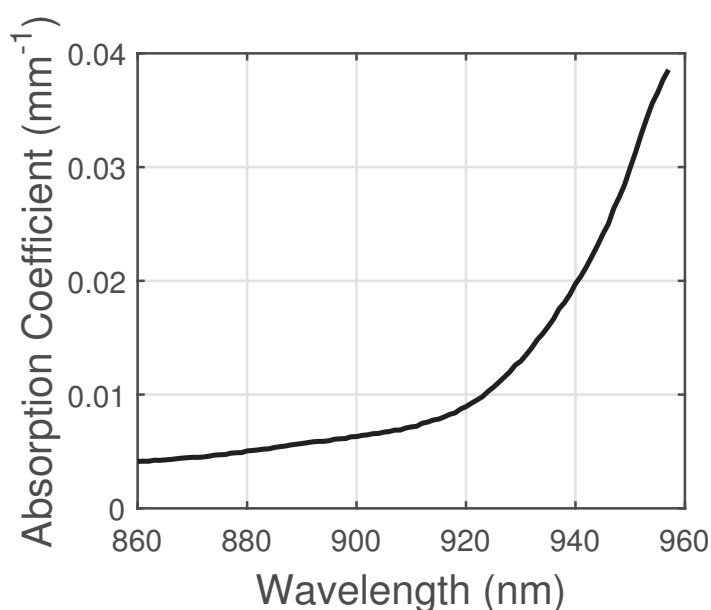


図 18: 水の吸収係数

4.4 補正アルゴリズム

第4.3章で紹介したカメラシステムを用いて、実用的なセッティングにおいて正確に水深推定を行うには、様々な補正を行う必要がある。例えば、カメラシステムと光源の光軸が水面の法線方向とずれてしまい、理想的な位置関係にセッティングできない場合もある。このとき、理想的なセッティング時に比べ、水中の光路長が長くなるため、正確な水深を推定することができない。また、点光源や透視投影式カメラ、分光透過率曲線に歪みがあったり、半値幅が多少大きい狭帯域波長透過フィルタを使用した場合も、理想的な撮影状況とは異なるため、補正する必要がある。そこで、実際の撮影セットアップで正確な水深推定を行うための補正アルゴリズムを紹介する。

4.4.1 カメラと光源の光軸の傾き

これまで、平行光の光源と正投影式のカメラの光軸は平行であり、水面に対して垂直であることを想定していた。実際にカメラシステムと光源を設置する上で、光軸を水面に対し完全に垂直に設置することは難しい状況が考えられる。つまり、光源またはカメラ、あるいは両方とも水面の法線方向に対して、光軸が少し傾いていることが予想される。そこで、撮影機材の位置ずれによる推定結果の誤差を補正する方法を紹介する。

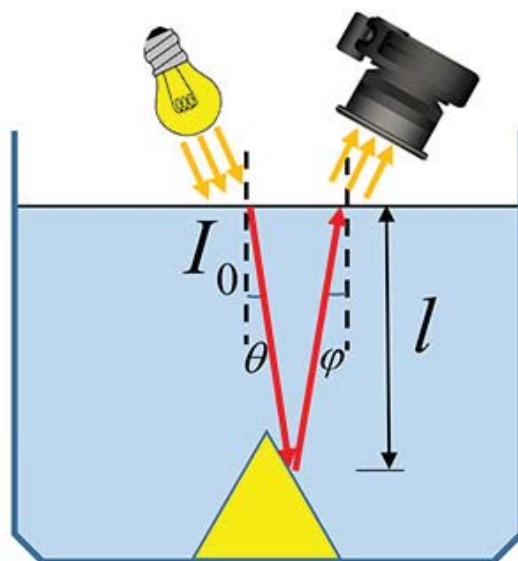


図 19: カメラと光源の光軸が平行でなく、水面に対して垂直ではない位置関係

図 19 のように、カメラの傾きを θ 、光源の傾きを ψ とする．水の屈折率は近赤外領域では変化が少なく、カメラと光源の傾き θ および ψ は近赤外領域の近接している二つの波長間では変化しないと想定することができる．しかし、式 (6) の理想的な状況では光路長が $2l$ であるが、水面に対し垂直方向から光軸が少しずれていることで、実際の光路長が $l(\frac{1}{\cos \theta} + \frac{1}{\cos \psi})$ になる．したがって、光軸が傾いている時の光路長とカメラで計測した輝度値と水の吸収係数の関係は次のように表現できる．

$$l(\frac{1}{\cos \theta} + \frac{1}{\cos \psi}) \simeq \frac{1}{\alpha(\lambda_2) - \alpha(\lambda_1)} \ln \frac{I(\lambda_1)}{I(\lambda_2)} \quad (8)$$

これにより、カメラと光源の傾きによる光路長の変化率 $(\frac{1}{\cos \theta} + \frac{1}{\cos \psi})$ を算出し、正確な水深の推定が可能になる．

4.4.2 点光源と透視投影式カメラ

平行光の光源（点光源を無限遠に設置することで代用も可能）と正投影式のカメラの使用を前提としてきたが、実用性を考慮し、点光源をカメラの近くに設置し、透視投影式のカメラを使用することを検討する．点光源から放射された光は水中に入射し、対象物体に届くが、光源が対象物体に近いために平行光ではない．同様に、対象物体

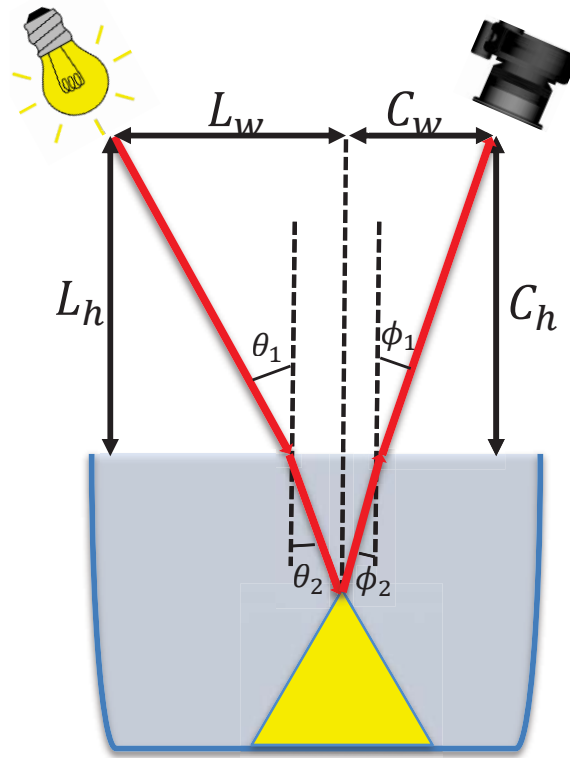


図 20: 点光源と透視投影式カメラによるセッティング

で反射して透視投影式カメラに届く光線も平行ではない。光源から光が対象物体で反射し、透視投影カメラに届くまでの光路の傾きは、光源と透視投影カメラの位置に依存し、さらにカメラセンサの画素毎に光の光路は異なる。従って、点光源と透視投影カメラを用いて正確な水深を推定するためには、画素毎に光路を考慮し、補正する必要がある。透視投影式カメラと点光源の位置、カメラの視野角、対象物体の反射点が既知があれば、推定深度の補正が可能となる。

図 20 のように、点光源とカメラが設置されている場合に、点光源から水中に光が入射する際と対象物体で反射した光が水中からカメラに向かって出射する際に屈折が起こる。水面において点光源から入射される光線の入射角を θ_1 、物体で反射した後に水面からカメラに向かう光線の屈折角を θ_2 とする。そして、点光源から水中に入射した際の屈折角を ϕ_1 、対象物体で反射した光がカメラに向かって水面に入射する際の入射角を ϕ_2 とする。スネルの法則から、水面での入射角・屈折角は、

$$\frac{\sin \theta_1}{\sin \theta_2} = \frac{\sin \phi_1}{\sin \phi_2} = n \quad (9)$$

と表すことができる。ここで、 n は空気に対する水の相対屈折率を示し、約 1.333 で

ある。

また，点光源と正投影式カメラの位置関係および対象物体表面での反射点との関係は以下の式で表すことができる。

$$\begin{aligned} l_d &= l_1 \cos \theta_2 = l_2 \cos \phi_2, \\ L_h \tan \theta_1 &= L_w - l_1 \sin \theta_2, \\ C_h \tan \phi_1 &= C_w - l_2 \sin \phi_2, \end{aligned} \quad (10)$$

ここで， l_1 は水面から物体の反射点までの入射光の光路長， l_2 は物体の反射点から水面までの反射光の光路長， l_d は物体の反射点における水深を示す。また， L_h と C_h はそれぞれ水面から点光源および透視投影式カメラまでの高さ， L_w と C_w はそれぞれ物体の反射点から点光源および透視投影式カメラまでの幅の距離を示す。式9および式10から，画像の各画素に対応する物体の反射点における正確な水深 l_d を計算することが可能である。

4.4.3 狭帯域波長透過フィルタ

実際に二波長画像を取得する状況として，利用する近赤外線領域において十分な光量を持つ光源から放射された光が，二つの狭帯域波長透過フィルタを透過し，カメラに届くことが理想的である。構築したカメラシステムでは，二台のカメラでリアルタイムに画像を取得するために，狭帯域波長透過フィルタはカメラレンズの前に設置されている。これまで，フィルタの透過率関数はデルタ関数（理想的な狭帯域波長の光のみを通すフィルタ）であることを想定してきた。しかし，実際に流通している狭帯域波長透過フィルタは図17のように，透過させる光の分光分布は山型となる。正確な水深を測定するには，使用する狭帯域波長透過フィルタの透過率関数による影響を考慮する必要がある。

実際に使用する二つの波長 λ_1 ， λ_2 における狭帯域波長透過フィルタの透過率関数を $\beta_1(\lambda)$ ， $\beta_2(\lambda)$ とする。物体のある点から反射した光の分光分布が二つの波長間でフラットであり，式(3)に狭帯域波長透過フィルタの透過関数を考慮すると，カメラセンサが感知した光量は次のように表現できる。

$$I(\lambda_1) = r(\omega)s(\lambda_1)I_0 \int_0^\infty \beta_1(\lambda)e^{-2\alpha(\lambda)l}d\lambda \quad (11)$$

同様に式(4)についても次のように表現できる。

$$I(\lambda_2) = r(\omega)s(\lambda_2)I_0 \int_0^\infty \beta_2(\lambda)e^{-2\alpha(\lambda)l}d\lambda \quad (12)$$

この二式から，カメラセンサが感知する二波長の光量の関係式は，

$$I(\lambda_1) \int_0^\infty \beta_2(\lambda) e^{-2\alpha(\lambda)l} d\lambda = I(\lambda_2) \int_0^\infty \beta_1(\lambda) e^{-2\alpha(\lambda)l} d\lambda \quad (13)$$

になる．この式を水深 l について解くことで，狭帯域波長透過フィルタの透過率関数を考慮した正確な水深の推定が可能になる．

これまで光源の分光分布とカメラの応答関数を考慮していないが，それらについても狭帯域波長透過フィルタの透過率関数と同様に補正することができるので，これに内包するものとする．

4.5 推定精度

二波長の光の吸収特性の差異を利用した水深推定手法による水深の推定値の精度を評価するために，複数の異なった材質のプレートの水深を推定する．水深を定規で測定したものを真値とし，水深を 0mm から 50mm まで 5mm ずつ変化させた状況を構築したカメラシステムで撮影する．得られた二波長の画像を入力データとすることで，式 (6) から水深を算出する．

さらに第 4.4 章で紹介した補正アルゴリズムの有効性を評価するために，式 (8) と式 (13) から，推定結果を補正した．

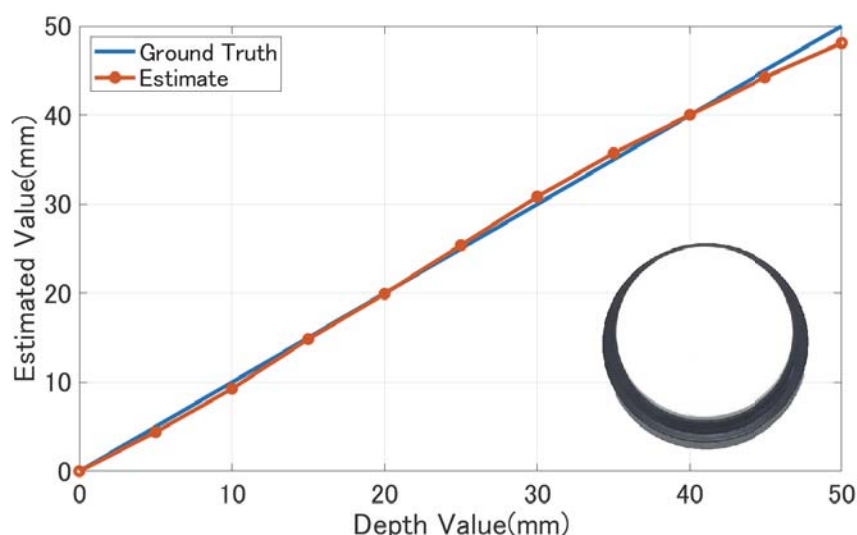


図 21: ホワイトターゲットを対象とした水深推定精度

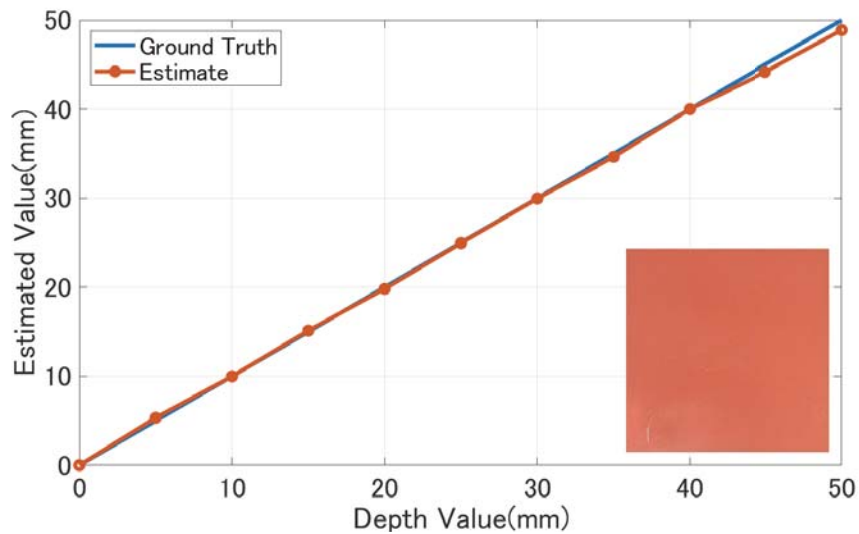


図 22: オレンジ色のプラスチックプレートを対象とした水深推定精度

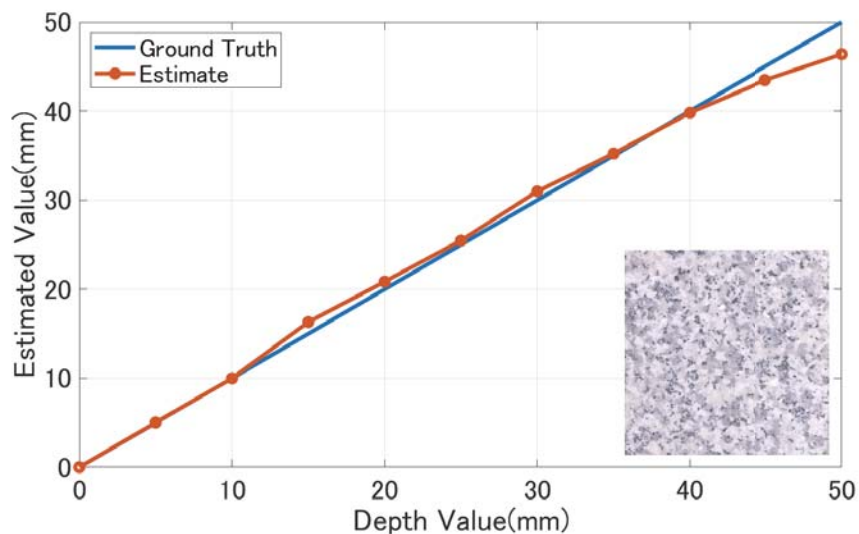


図 23: 大理石のプレートを対象とした水深推定精度

図 21 から図 23 は、分光反射率が約 100% のホワイトターゲット、オレンジ色のプラスチックプレート、大理石のプレートの 3 種類の材質を使用し、推定した水深の精度評価の結果である。それぞれの材質において、ランダムに 100 ポイント（画素）を抽出し、そのポイントの推定された平均深度を赤で、真値を青で示している。水深が

50mm 程深くなった時、真値に比べて推定深度が浅くなっていることが分かる。これは水による光の吸収割合が増え、カメラセンサに届く光が少なくなったことで、正確な光量をセンサが感知できなくなったためと考えられる。水深の深い箇所を正確に推定するには、光源の光量を増やす、カメラの露光時間を長くするなど工夫し、暗い箇所も明るく撮影することで改善できる。また、浅い箇所と深い箇所の両方を同時に推定する場合は、短い露光時間と長い露光時間で撮影された二枚の画像を合成し、カメラセンサのダイナミックレンジを広くすることで対応できる。

これらの結果から、水深推定の平均値は真値にかなり近い値となっていて、約3%の相対誤差となっている。また、空間的にも一貫性を保っており、100ポイント各々の推定深度は、材質のテクスチャに依存せずに推定できている。

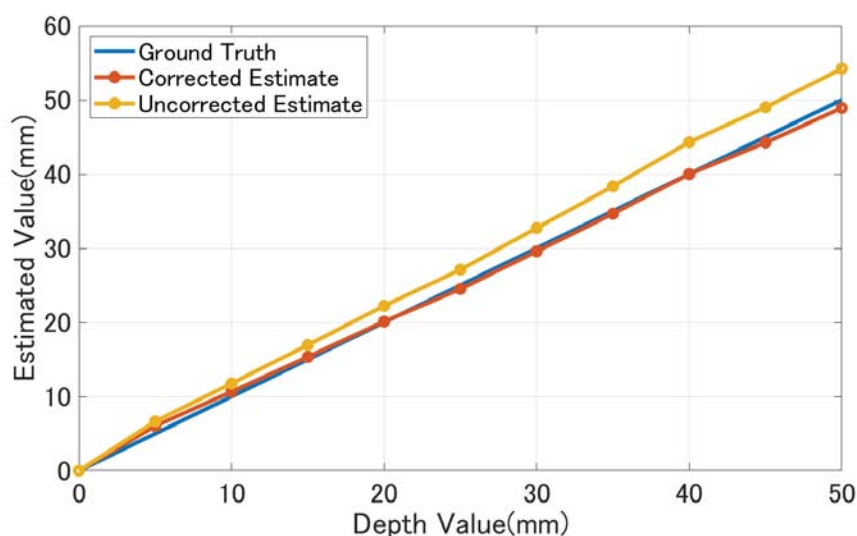


図 24: 補正アルゴリズムを用いた水深推定精度

次に、第4.4.2章で紹介した補正アルゴリズムを実画像から推定された水深を用いて検証する。点光源と透視投影式のカメラを用いた場合に、カメラセンサに届くまでの水中の光路長が水深と一致しない。そのため、平行光と正投影式のカメラで撮影されることを前提としたアルゴリズムを用いて推定すると、正しい水深よりも推定値が大きくなってしまう。そこで、第4.4.2章で紹介した補正アルゴリズムを用いて正しい水深を算出できることを確かめる。

実際に、点光源と透視投影式のカメラを水面の法線に対し光軸が斜めになるように配置し、撮影実験を行った。得られた画像から推定した水深の結果を図24に示す。赤が補正後の推定深度、黄が補正前の推定深度、青が真値となる。図24から、補正ア

ルゴリズムを適用する前は，推定深度が真値とは大きく異なっているのに対し，補正後の推定深度はほぼ真値と一致しており，補正アルゴリズムが正しく機能していることが分かる．

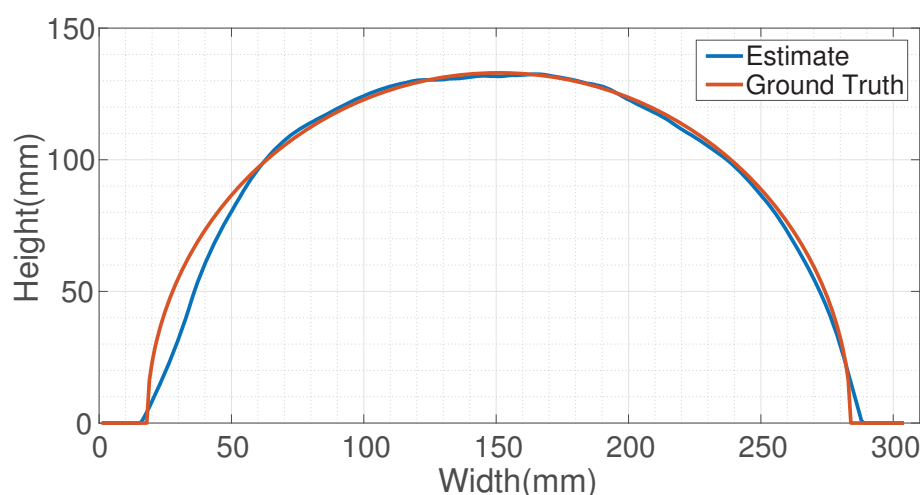


図 25: 半球の形状推定結果の断面図

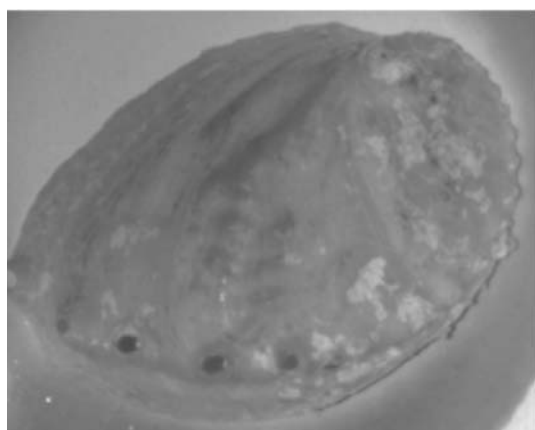
最後に，三次元形状の推定精度を検証する．実際に半径 26mm 程の半球を水中に置き，構築したカメラシステムを用いて二波長の画像を取得し，画像の各画素の推定深度から物体の形状を復元した．復元された半球の断面図を図 25 に示す．青が推定形状表面，赤が真値となる．ここから，正確に形状を復元できていることが分かる．左側の一部に真値と推定値が離れている箇所があるが，これは半球の側面が光源からの光の当たり方が弱く，画像の輝度値が低くなったことや，底面と半球側面との相互反射などの影響が原因であると考えられる．

4.6 形状推定結果

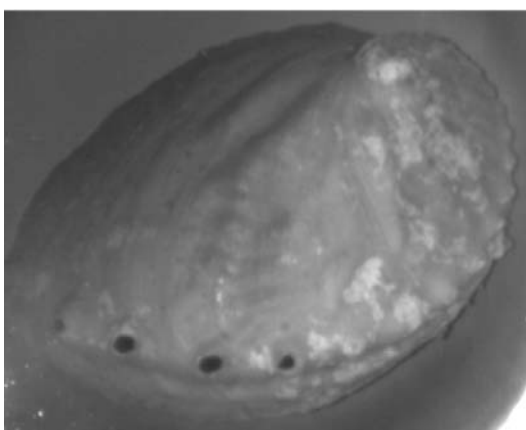
二波長の光の吸収特性の差異を利用した形状推定手法を用いて，複雑な反射特性を持つ物体や動きのある対象を形状推定する．物体自体の形状データの真値を取得することが難しいので，推定した形状を定性的に評価する．

4.6.1 複雑な反射特性のある物体の形状推定結果

図26から図31は、複雑な反射特性を有する不透明な物体を形状推定した結果である。これらの物体は、従来の形状推定手法では推定しづらい対象であるが、推定結果から分かるように本研究で構築したカメラシステムと提案手法は、テクスチャのあるオブジェクトや強い正反射光成分を持つ対象にも有用であることが分かる。特に図30のカラフルなカップは、提案手法の利点が顕著に現れている。カラフルなことで複雑なテクスチャとなり、特徴量を抽出しづらく、従来手法で推定するのは難しい。しかし、905nmと950nmの入力画像から分かるように、この波長域ではすべての色の反射率がほぼ同値となり、テクスチャがない物体として扱うことができる。また、図29の猿のオブジェクトは、正反射光成分の強い工芸品である。正反射により、サチュレーションが起こっている画素では推定結果がおかしくなっている。しかし、サチュレーションを起こさないように撮影セッティングを調整することで回避することも可能である。そして、図26の貝や図27の石の推定結果から、凸凹してしている箇所も推定に成功していることが分かる。



(a) 905nm 画像



(b) 950nm 画像



(c) 深度画像

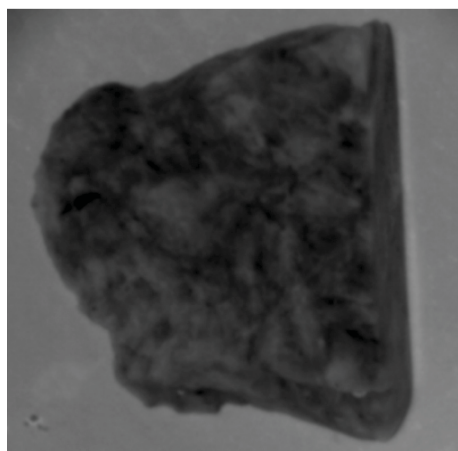


(d) 推定形状画像

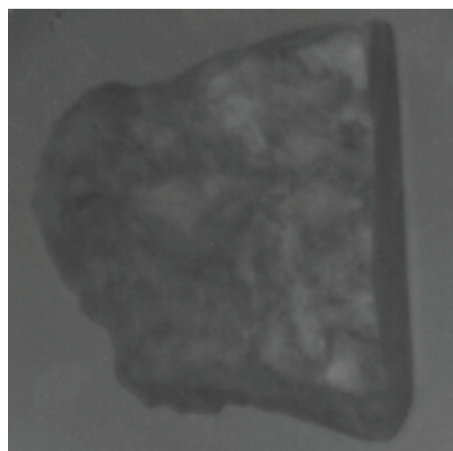


(e) RGB 画像

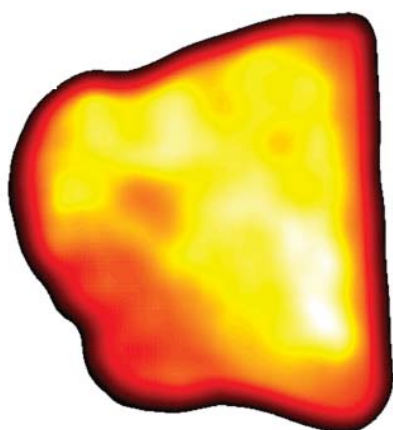
図 26: 貝の形状推定結果



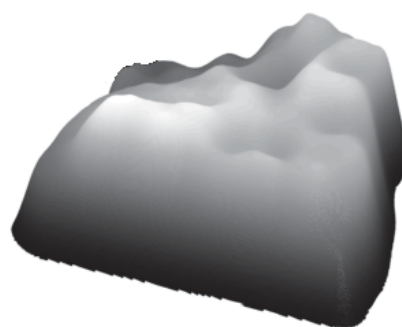
(a) 905nm 画像



(b) 950nm 画像



(c) 深度画像

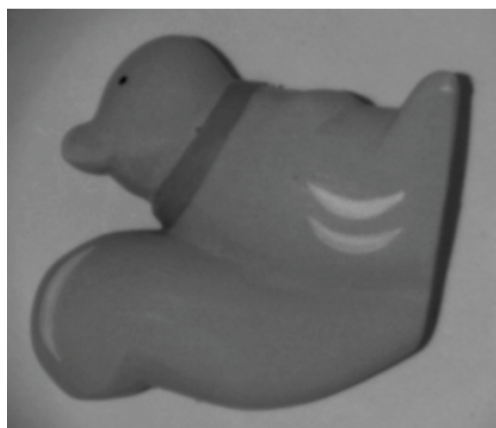


(d) 推定形状画像

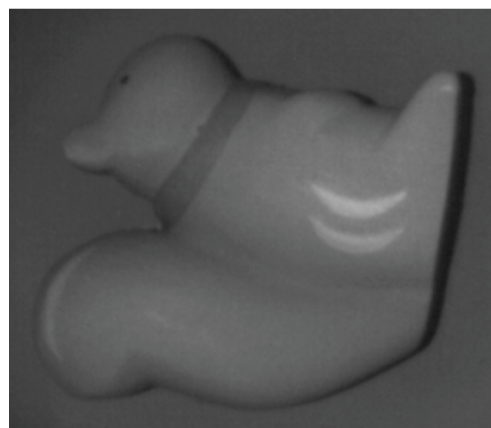


(e) RGB 画像

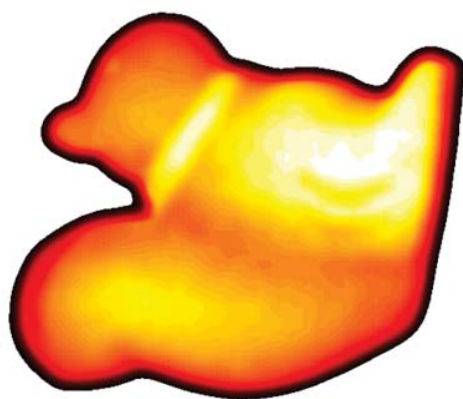
図 27: 石の形状推定結果



(a) 905nm 画像



(b) 950nm 画像



(c) 深度画像

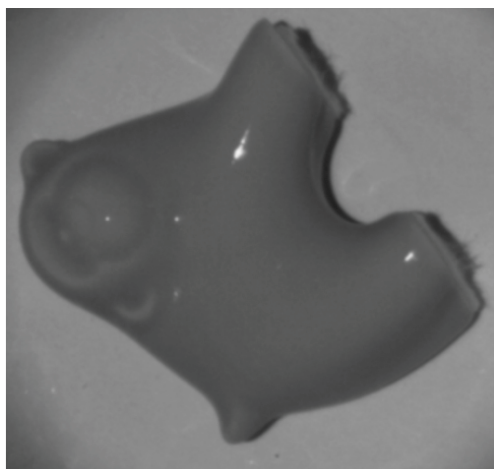


(d) 推定形状画像

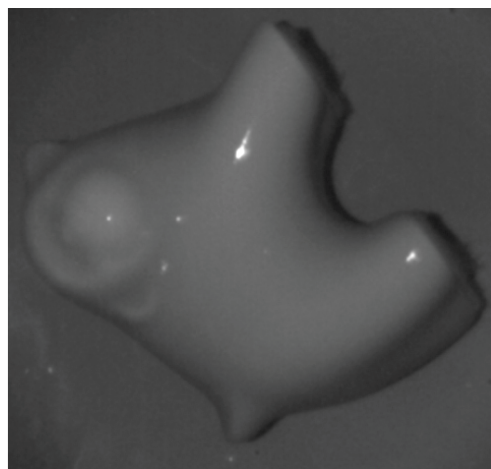


(e) RGB 画像

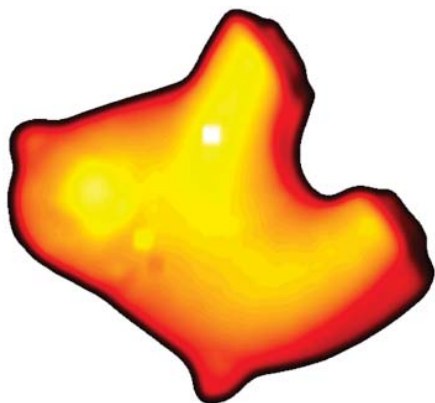
図 28: 木材でできたリスのオブジェの形状推定結果



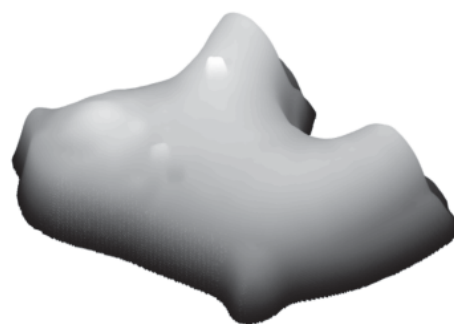
(a) 905nm 画像



(b) 950nm 画像



(c) 深度画像

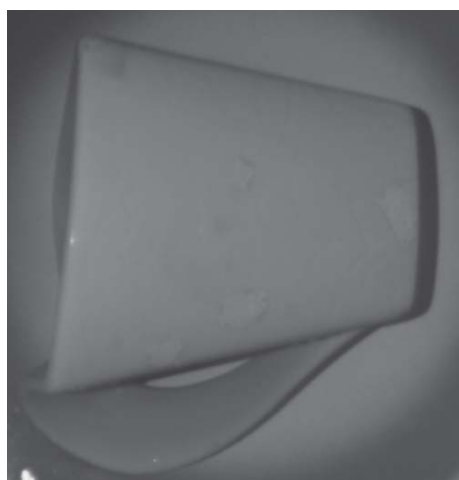


(d) 推定形状画像



(e) RGB 画像

図 29: 陶器でできた猿のオブジェの形状推定結果



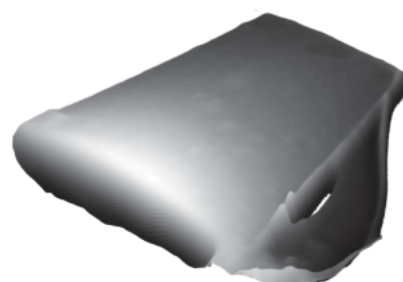
(a) 905nm 画像



(b) 950nm 画像



(c) 深度画像



(d) 推定形状画像

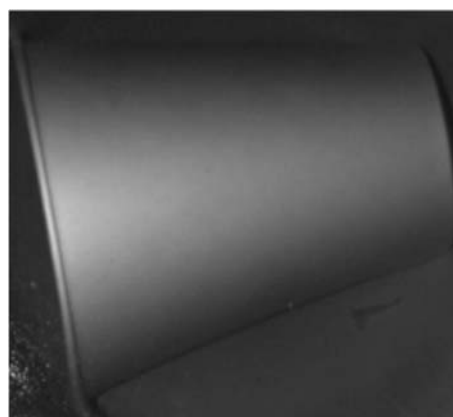


(e) RGB 画像

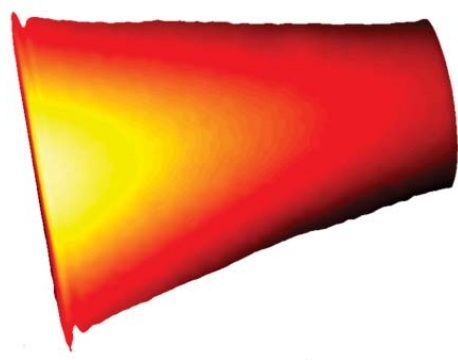
図 30: カラフルな色のカップの形状推定結果



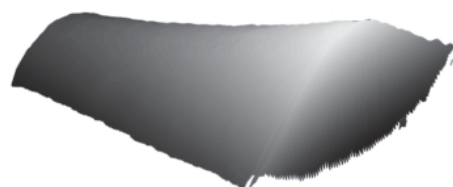
(a) 905nm 画像



(b) 950nm 画像



(c) 深度画像



(d) 推定形状画像

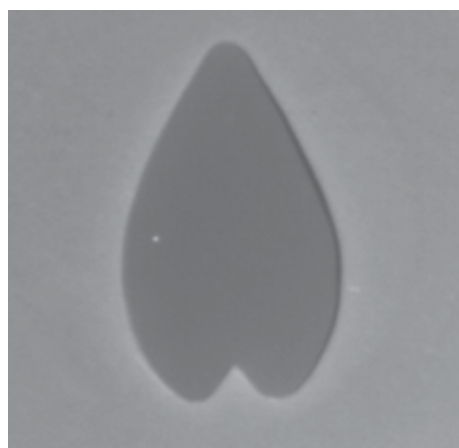


(e) RGB 画像

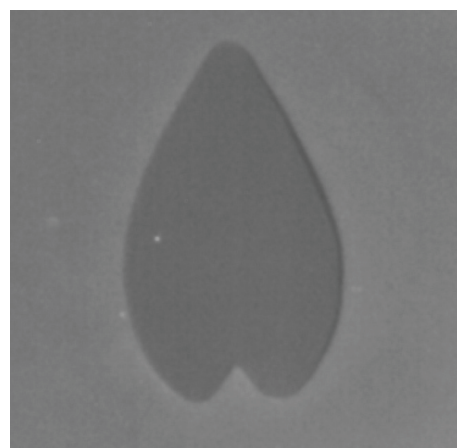
図 31: テクスチャのある紙コップの形状推定結果

4.6.2 半透明な物体の形状推定結果

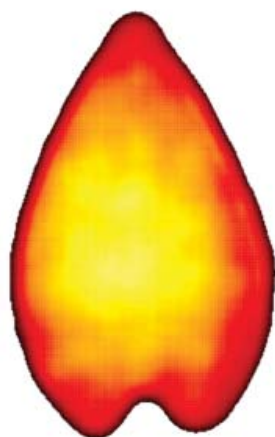
半透明な反射特性を有する物体を従来手法で形状推定することは困難である。反射情報ではなく、物質による光の減衰量を利用する本提案手法は、半透明な物体も形状推定することが可能である。図 32, 図 33, 図 35 は半透明で鏡面反射特性の強い物体を対象としており, RGB 画像からも強い光沢感が確認できる。また図 34 は正反射特性に加え, 色にグラデーションがあり, 複雑な形状をしているオブジェクトである。図 32 から図 35 の RGB 画像と推定結果画像を比較することで, これらの対象物体も正しく形状推定できていることが分かる。



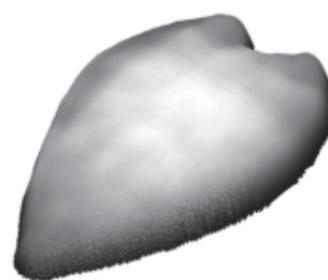
(a) 905nm 画像



(b) 950nm 画像



(c) 深度画像

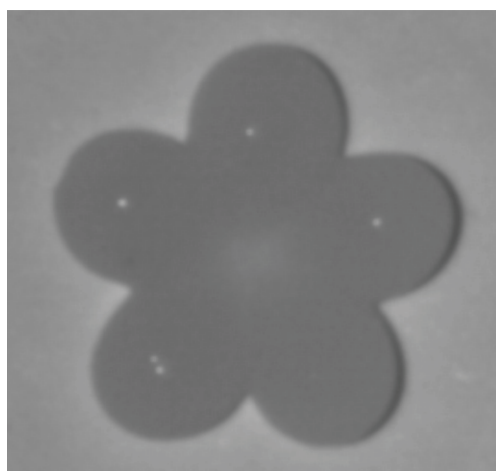


(d) 推定形状画像

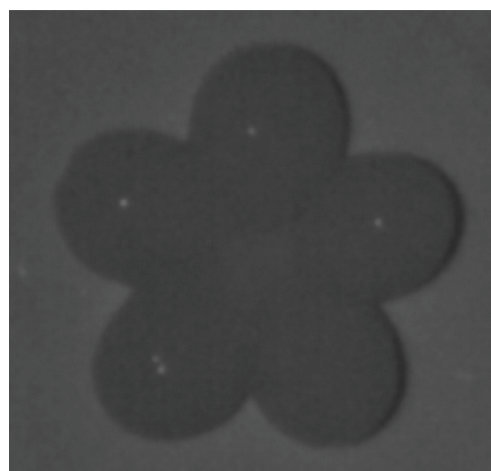


(e) RGB 画像

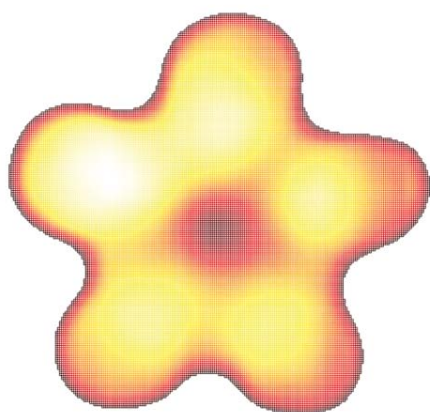
図 32: 花びらのオブジェの形状推定結果



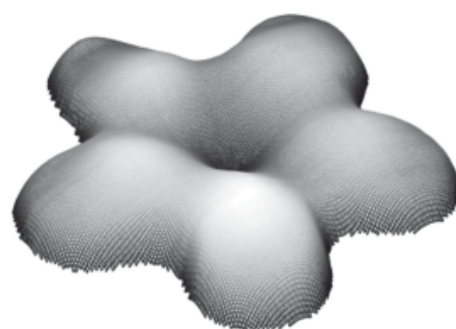
(a) 905nm 画像



(b) 950nm 画像



(c) 深度画像

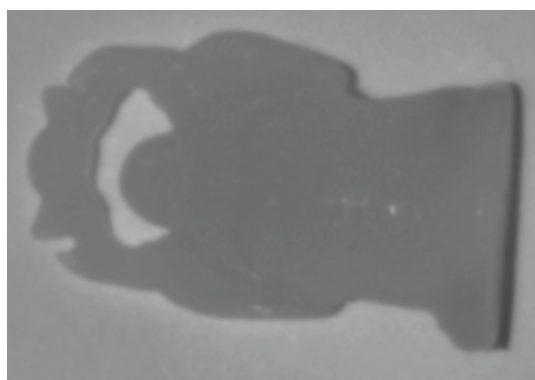


(d) 推定形状画像

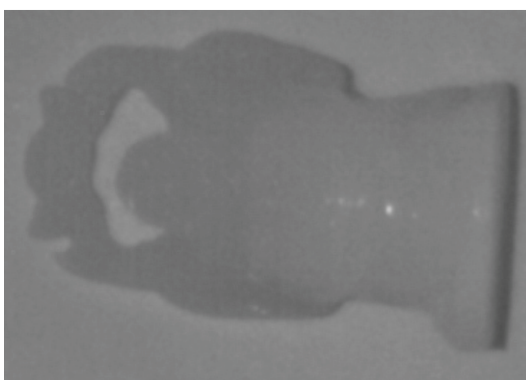


(e) RGB 画像

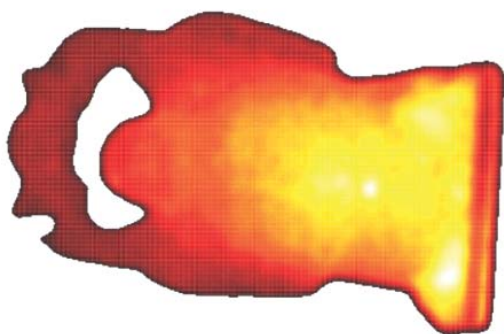
図 33: 花のオブジェの形状推定結果



(a) 905nm 画像



(b) 950nm 画像



(c) 深度画像

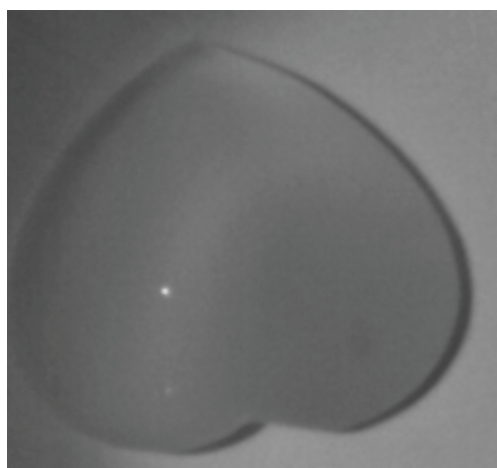


(d) 推定形状画像

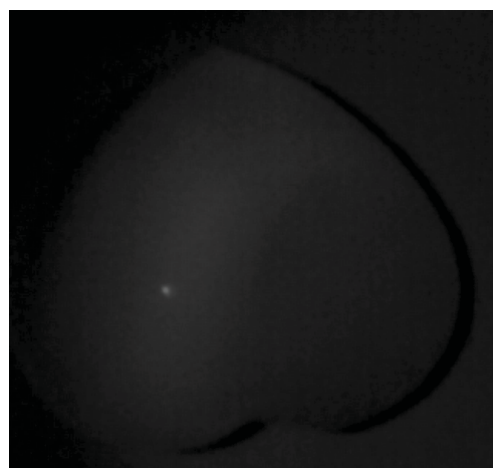


(e) RGB 画像

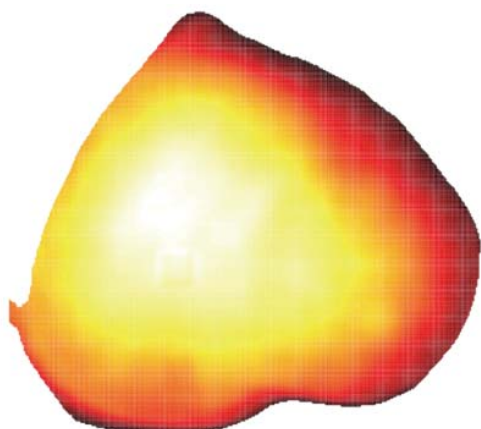
図 34: 半透明で色のグラデーションのあるオブジェの形状推定結果



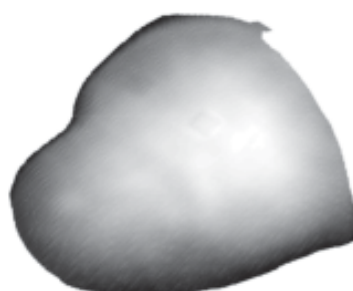
(a) 905nm 画像



(b) 950nm 画像



(c) 深度画像



(d) 推定形状画像



(e) RGB 画像

図 35: 鏡面反射特性の強い半透明のハート型のオブジェの形状推定結果

4.7 動的な物体の形状推定結果

本研究で構築した同軸のカメラシステムは、動的な物体をリアルタイムに形状推定するのに適している。図 36 は水中で手を動かしている場面を撮影し、形状推定した結果である。実際には 30FPS 程で撮影されているが、動きが分かりやすい画像として選出されたフレームにおける手の形状推定結果を紹介する。この結果から動的な物体も正しく形状推定できていることが分かる。

次に、図 37 は水槽を泳いでいる金魚の形状推定結果である。金魚の表面は正反射が起こりやすく、さらに鱗が半透明であるため、従来手法で魚の泳いでいるシーンの形状推定を行うことは困難である。しかし、提案手法では高い精度ではないものの、形状を推定することに成功しており、有効であることが分かる。これも同様に動きの分かりやすいフレームを選出して載せている。905nm の画像がかなり暗くなっているが、鱗を撮影した画素でサチュレーションを起こさないよう光量を調整したためである。

4.8 二波長情報による形状推定手法の考察

本章では、二波長の光の吸収特性の差異を利用した形状推定手法を提案した。この手法は、二波長の水により吸収された光の減衰量の違いから、水中の光路長を算出している。そのため、対象物体の反射特性に依存せずに、物体の形状復元を行うことができる。図 4.8 は、上半分が透明な素材で構成される卵型のオブジェクトの形状推定結果である。図 4.8(b) のように、高性能なレーザー三次元形状推定装置による推定は、透明な部分を処理できていない。図 4.8(c) のように、オブジェクトをスプレーでペイントし、透明な部分がない状態にすると、図 4.8(d) のようにレーザー三次元形状推定装置でも正確に形状の復元ができています。一方、提案手法による形状復元は図 4.8(e) のように、透明部分の深度推定に成功している。ただし、図 4.8(a) の左下の画像は 905nm の分光画像で、近赤外線波長域においてもオブジェクトの上半分は透明である。

本提案手法は、環境光がある状況で撮影された画像から、深度を直接的に算出することはできない。しかし、環境光の光量が常に一定であれば、既知の水深状況で環境光の成分が撮影された画像から環境光成分を抽出することで、入力画像から環境光成分を除去することが可能である。構築したカメラシステムを水の外に設置し、水中を撮影すると水面での反射光が観測される場合もある。しかし、上記と同様に事前に水面での反射光成分を抽出することで、対処することが可能である。

また、既存の多くの深度推定の原理と同様に、二波長の光の吸収特性の差異を利用した深度推定の原理も相互反射成分を対処できない。凹面の対象物体を推定すると、相互反射成分により推定深度に多少誤差が載ることが分かっている。

第4.2章で、様々な材質の近赤外線領域における分光反射率は大きく変化せず、活用した905nmと950nmの反射率を近似できることを示した。しかし、中には例外的な反射特性を有する物質も存在し、反射率を近似できない場合もあり、反射率誤差が直接的に推定誤差を生み出すという問題がある。そこで、これに対処するために、第5章で二波長に加えてもう一波長を加えて、三波長情報を用いることで例外的な反射率誤差を有する材質に対処する手法を紹介する。



(a) 905nm 画像 1



(b) 形状推定画像 1



(c) 905nm 画像 2



(d) 形状推定画像 2



(e) 905nm 画像 3



(f) 推定形状画像 3



(g) 905nm 画像 4

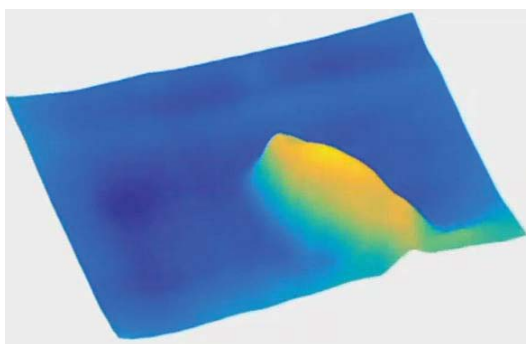


(h) 推定形状画像 4

図 36: 動いている手の形状推定結果



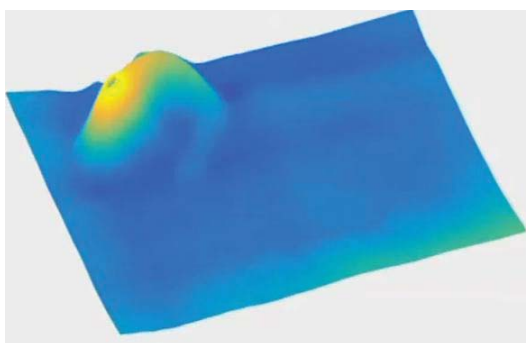
(a) 905nm 画像 1



(b) 形状推定画像 1



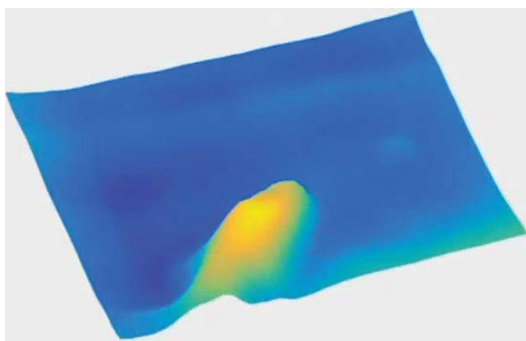
(c) 905nm 画像 2



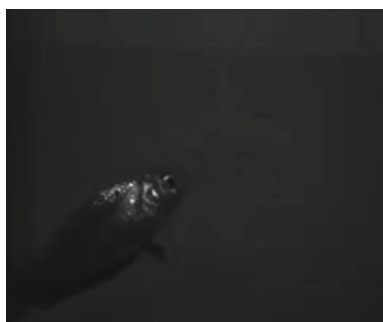
(d) 形状推定画像 2



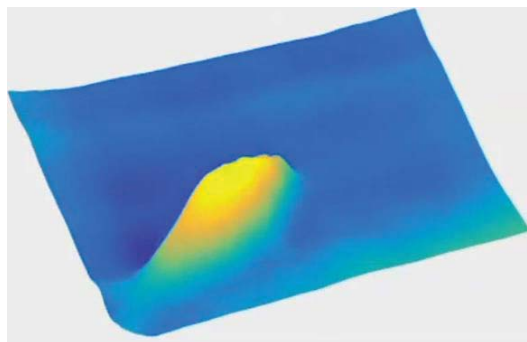
(e) 905nm 画像 3



(f) 推定形状画像 3



(g) 905nm 画像 4

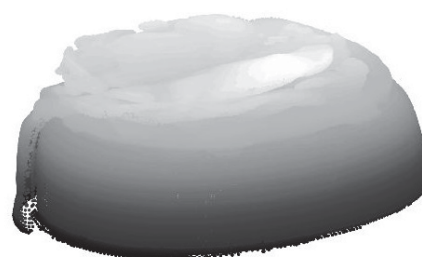


(h) 推定形状画像 4

図 37: 金魚の形状推定結果



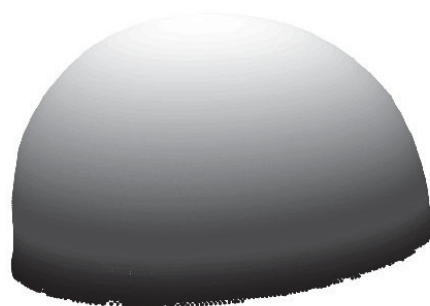
(a) ペイントしていない状態のオブジェクトのRGB画像



(b) レーザー三次元形状推定装置によるペイントなしのオブジェクトの推定結果



(c) ペイントした後のオブジェクトのRGB画像



(d) ペイントした後のオブジェクトのレーザー三次元推定装置による推定結果



(e) 提案手法によるペイントなしのオブジェクトの推定結果

図 38: 上部が透明な素材の卵型のオブジェクトの形状推定結果

第5章 三波長の光の吸収特性の差異を利用した形状推定手法

第4章では、二波長の光の吸収特性の差異を利用した形状推定手法を紹介した。分光反射率データベースから、水の吸収率が大きく変化する900～1000nmにおいて選定された二波長の反射率つまり分光特性 $s(\lambda_1)$ および $s(\lambda_2)$ が近似できることを示したが、例外的に $s(\lambda_1)$ と $s(\lambda_2)$ に差があり、近似できない材質も中には存在する。そこで、本章では例外的な分光特性を有する材質に対しても正確な深度を推定するために、二波長情報にさらにもう一波長を加えた三波長情報を利用した形状推定手法を検討し、三波長情報から推定された反射率誤差を検証する。そして、三波長情報を用いた水深推定は計算コストが高いため、コストを下げるための制約条件を紹介する。最後に、三波長情報から推定された形状推定結果を二波長による結果と比較し、三波長手法の考察を述べる。

5.1 三波長画像を用いた水深推定

例外的な分光特性を有する材質を正確に深度推定するために、三波長情報を利用することを検討する。第4.2章で紹介した分光反射率のデータベースから、可視光域では分光分布が大きく変化するのに対し、近赤外線領域の分光分布に大きな変化はなく、緩やか推移している。大半のものは反射率の変化が小さいが、中には波長が長くなるにつれ、反射率も少しずつ上昇しているものが存在する。そこで、反射率の変化率が大きい例外的な材質の分光特性を近似して対処することを検討する。図39のように、波長 λ_1 から波長 λ_2 の分光反射率を線形近似した時、 $\lambda_1 < \lambda_3 < \lambda_2$ を満たす λ_3 における分光特性 $s(\lambda_3)$ は、

$$\begin{aligned} s(\lambda_3) &= \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 - \lambda_1} s(\lambda_1) + \frac{\lambda_3 - \lambda_1}{\lambda_2 - \lambda_1} s(\lambda_2) \\ &= \rho_1 s(\lambda_1) + \rho_2 s(\lambda_2) \end{aligned} \quad (14)$$

と表せる。ここで、 $\rho_1 = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 - \lambda_1}$ 、 $\rho_2 = \frac{\lambda_3 - \lambda_1}{\lambda_2 - \lambda_1}$ としている。 $\lambda_3 = \frac{\lambda_1 + \lambda_2}{2}$ の場合には、

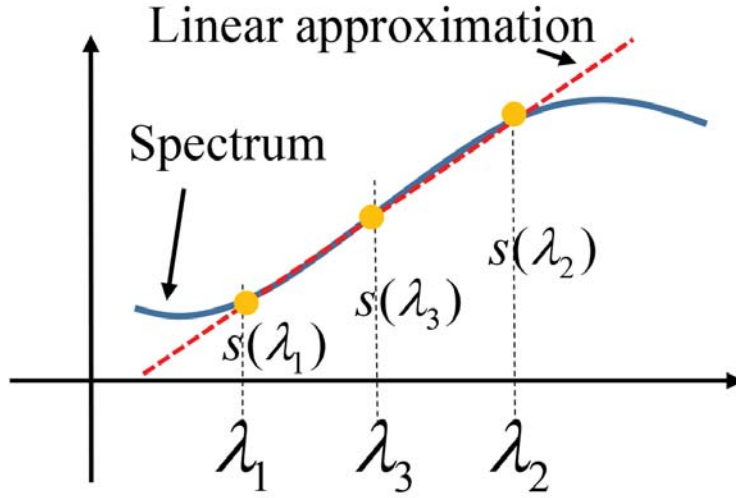


図 39: 近赤外線領域の波長域 $[\lambda_1, \lambda_2]$ における分光反射率の線形近似

$\rho_1 = \rho_2 = \frac{1}{2}$ となる.

第4章と同様に, カメラセンサが感知した三波長 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ における光量 $I(\lambda_1), I(\lambda_2), I(\lambda_3)$ は,

$$\begin{aligned} I(\lambda_1) &= r(\omega) s(\lambda_1) I_0 e^{-2\alpha(\lambda_1)l} \\ I(\lambda_2) &= r(\omega) s(\lambda_2) I_0 e^{-2\alpha(\lambda_2)l} \\ I(\lambda_3) &= r(\omega) s(\lambda_3) I_0 e^{-2\alpha(\lambda_3)l} \end{aligned} \quad (15)$$

と表せる. そして, $I(\lambda_3)$ は式 (14) および式 (15) から以下のように表せる.

$$I(\lambda_3) = r(\omega) [\rho_1 s(\lambda_1) + \rho_2 s(\lambda_2)] I_0 e^{-2\alpha(\lambda_3)l} \quad (16)$$

式 (15) の2式から, 波長 λ_1 および λ_2 における分光特性の比 $\frac{s(\lambda_1)}{s(\lambda_2)}$ は以下のように表せる.

$$\frac{s(\lambda_1)}{s(\lambda_2)} = \frac{I(\lambda_1)}{I(\lambda_2)} e^{2(\alpha(\lambda_1) - \alpha(\lambda_2))l} \quad (17)$$

さらに式 (17) を式 (15) および式 (16) に代入することで, 波長 λ_2 および λ_3 におけるカメラセンサが感知した光量の比は,

$$\begin{aligned} \frac{I(\lambda_3)}{I(\lambda_2)} &= \left[\rho_1 \frac{s(\lambda_1)}{s(\lambda_2)} + \rho_2 \right] e^{2(\alpha(\lambda_2) - \alpha(\lambda_3))l} \\ &= \rho_1 \frac{I(\lambda_1)}{I(\lambda_2)} e^{2(\alpha(\lambda_1) - \alpha(\lambda_3))l} + \rho_2 e^{2(\alpha(\lambda_2) - \alpha(\lambda_3))l} \end{aligned} \quad (18)$$

と表すことで、この式から水深 l を算出することが可能になる。三波長の光の吸収特性の差異を利用して推定した水深 l は、対象物体の波長域 $[\lambda_1, \lambda_2]$ の分光反射率は未知であるが、線形近似したことで分光分布の変化率が考慮されている。従って、二波長の光の吸収特性の差異を利用した水深の推定値よりも材質の例外的な分光特性に対処することが可能となる。

5.2 近赤外線領域の分光反射率の線形近似

第5.1章で、近赤外線の短い波長域 $[\lambda_1, \lambda_2]$ の分光反射率が線形近似可能として、水深 l を算出するアルゴリズムを紹介した。そこで、実際に分光反射率データベースを用いて線形近似が可能であることを示す。ただし、分光反射率データベースには、例外的な分光特性を有する材質を含むものとする。

検証する反射率には、第4章で活用した水による光の吸収が急激の強まる波長域の二波長 900nm と 950nm に加え、三波長目に二波長の中間の 925nm を用いる。ここで、 λ_1 を 900nm, λ_2 を 950nm, λ_3 を 925nm とすると、それぞれの波長における分光反射率は、 $s(\lambda_1)$, $s(\lambda_2)$, $s(\lambda_3)$ となる。そして、分光反射率を線形近似した上で $s(\lambda_1)$ と $s(\lambda_2)$ から推定される $s(\lambda_3)$ における分光反射率を $e(\lambda_3)$ とすると、 $e(\lambda_3)$ の分光反射率誤差は $\frac{e(\lambda_3)}{s(\lambda_3)} - 1$ となる。

図 40 に分光反射率データベースを用いて線形近似により推定された $e(\lambda_3)$ の分光反射率誤差 $\frac{e(\lambda_3)}{s(\lambda_3)} - 1$ を示す。推定値の平均誤差は木材, 布, 革, 金属の材質でそれぞれ 0.1%, 0.4%, 0.4%, 0.6% となる。 λ_1 と λ_2 の二波長の分光反射率を近似した場合は, 3.8%, 2.1%, 6.0%, 11.1% だったので、線形近似による誤差推定が効果的であることが分かる。

5.3 三波長情報処理の計算コスト

次に、三波長情報を利用した水深推定の計算コストについて検討する。二波長情報を利用した水深は、式 (6) から推定される。これは二波長の輝度値の比と水による吸収係数の二波長間の差の積から深度を算出できるため、計算コストが低い。一方、三波長情報を利用した推定は式 (18) から算出されるが、冪乗項が二つあり、それぞれの項の冪指数に水深 l が含まれるため、単純に解くことはできない。非線形最小二乗法などを用いて近似する必要があるため、計算コストが大きくなり、リアルタイムに物

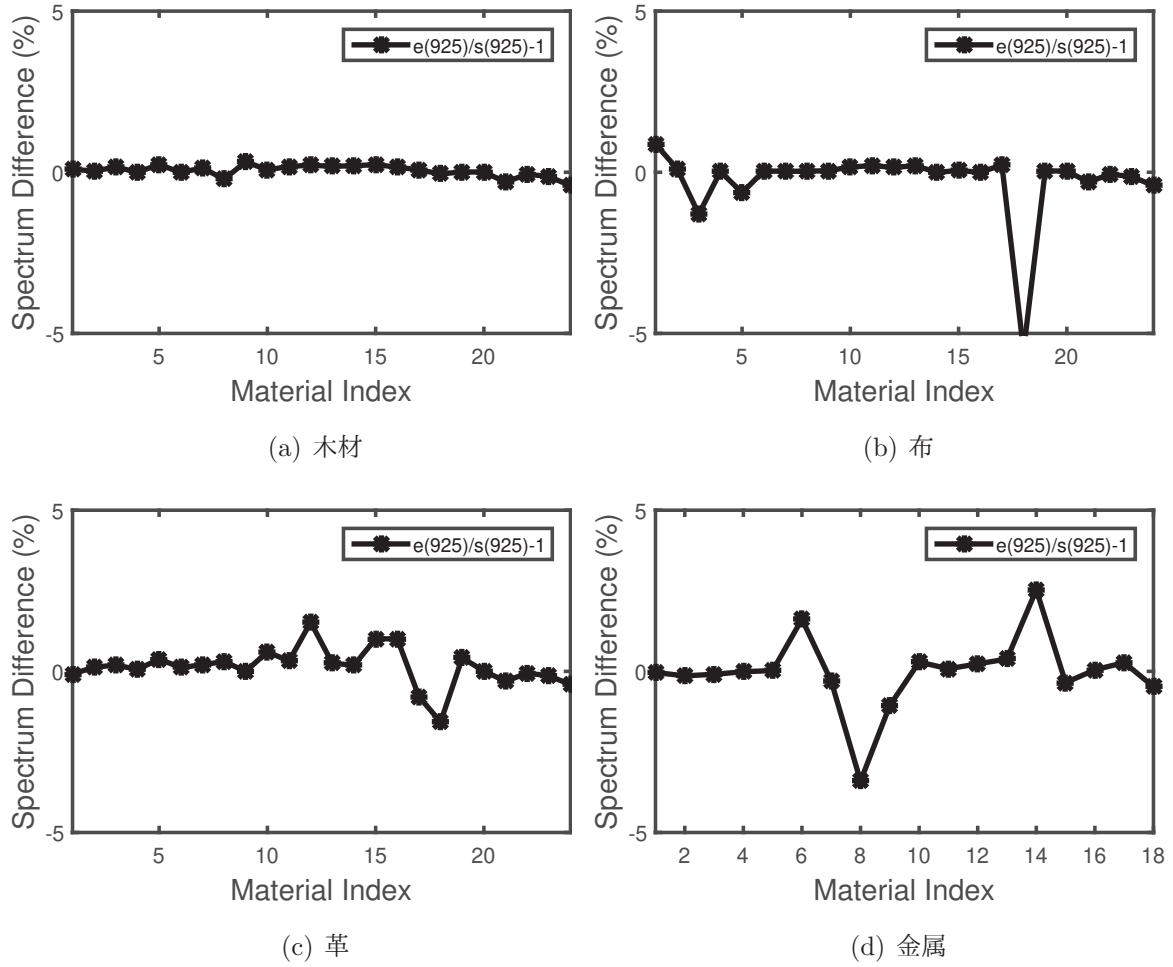


図 40: 三波長情報を用いた材質の反射率誤差

体の形状推定を行うのは難しい．そこで，波長 λ_3 の選択に制約を加えることで，計算コストを下げることを試みる．

式 (18) を右辺が 0 になるように変形すると以下の式になる．

$$\rho_1 I(\lambda_1) e^{2(\alpha(\lambda_3) - \alpha(\lambda_1))l} + \rho_2 I(\lambda_2) e^{2(\alpha(\lambda_3) - \alpha(\lambda_2))l} - I(\lambda_3) = 0 \quad (19)$$

波長 λ_3 における水による吸収係数 $\alpha(\lambda_3) = \frac{\alpha(\lambda_1) + \alpha(\lambda_2)}{2}$ とすると，式 (19) は，

$$\rho_1 I(\lambda_1) e^{4k_2 l} - I(\lambda_3) e^{2k_2 l} + \rho_2 I(\lambda_2) = 0 \quad (20)$$

と表すことができる．ここで， $k_2 = \alpha(\lambda_3) - \alpha(\lambda_1) = \alpha(\lambda_2) - \alpha(\lambda_3)$ である．式 (20) を $e^{2k_2 l}$ についての二次方程式と捉えると， $e^{2k_2 l}$ について解くことは容易である．吸収係数の差 k_2 は既知なので，水による吸収係数 $\alpha(\lambda_3) = \frac{\alpha(\lambda_1) + \alpha(\lambda_2)}{2}$ の制約を加える

ことで、同様にリアルタイム処理が可能な程の低い計算コストで水深 l を算出可能となる。

同様に、波長 λ_3 における水による吸収係数 $\alpha(\lambda_3) = \frac{\alpha(\lambda_1) + \alpha(\lambda_2)}{3}$ とすると、式(19)は、

$$\rho_1 I(\lambda_1) e^{6k_3 l} - I(\lambda_3) e^{4k_3 l} + \rho_2 I(\lambda_2) = 0 \quad (21)$$

と表すことができる。ここで、 $k_3 = \alpha(\lambda_3) - \alpha(\lambda_1) = (\alpha(\lambda_2) - \alpha(\lambda_3))/2$ である。式(21)を $e^{2k_3 l}$ についての三次方程式と捉え、 $e^{2k_3 l}$ について解くことは容易である。吸収係数の差 k_3 は既知なので、リアルタイム処理が可能な程の低い計算コストで水深 l を算出可能となる。また、吸収係数 $\alpha(\lambda_3) = \frac{2(\alpha(\lambda_1) + \alpha(\lambda_2))}{3}$ の場合も三次方程式として算出することができる。

以上のことから、吸収係数 $\alpha(\lambda_3)$ が上記の制約を満たす波長 λ_3 を選定することで、リアルタイム処理可能な計算コストで水深 l の推定が可能になる。

5.4 実画像実験と推定結果

三波長の光の吸収特性の差異を利用した水深推定アルゴリズムを用いて、リアルタイムに計測するためカメラシステムを紹介する。図41の三波長画像を同時に取得可能な製品が開発されている。これは、ビームスプリッター（キューブハーフミラー）を二つ用いて光軸を三つに分割することで三台のカメラで同軸の撮影を可能にしている。そして、カメラの前に狭帯域波長透過フィルタを設置することで、三波長画像を同時に撮影することができる。

実際に反射率誤差が考慮された三波長手法を例外的な反射特性を有する材質のオブジェクトに適用し、二波長手法の形状推定結果と比較する。使用した三波長は905nm, 950nmに加えて、940nmである。図42にロールケーキの食品サンプルを対象物体として形状推定結果を示す。

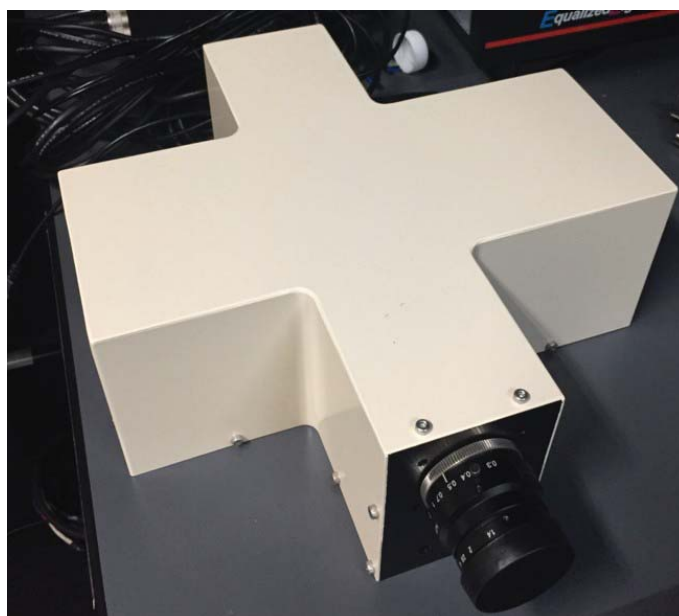
二波長情報を利用した形状推定結果の図42(c)は、オブジェクトの白色とピンク色の部分の高さに差がある。また、特殊な反射特性により一部のピクセルで推定深度が低くなったために、推定した形状に尖っている箇所がある。しかし、三波長情報を利用した形状推定結果の図42(b)では異常な推定箇所は見られなく、図42(a)のRGB画像と比較しても正確に三次元形状が復元できていることが分かる。

5.5 三波長情報による形状推定手法の考察

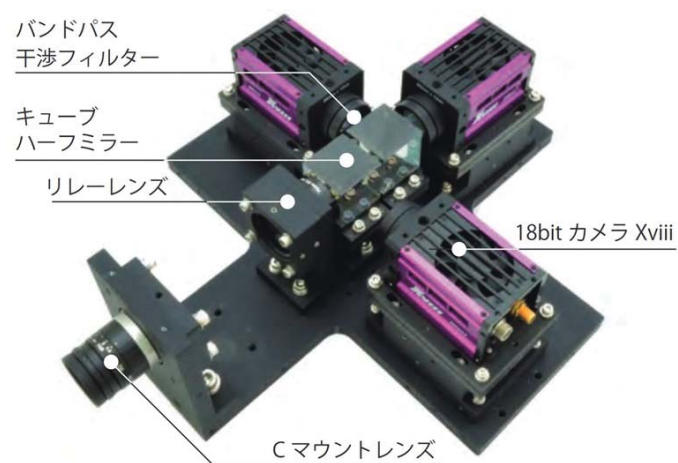
本章では，三波長の光の吸収特性の差異を利用した形状推定手法を提案した．この手法は，水により吸収された三波長の光の減衰量の違いから，水中の光路長を算出している．二波長手法では単純に近似していた波長間の反射率を，線形近似することで，対象物体の反射率の変化を考慮した上で形状を復元する．そのため，例外的な反射特性を有する材質も，本提案手法により正しく形状を推定することができる．また，二波長手法と同様に，対象物体の反射情報に依存せずに，物体の形状復元を行うことができる．

第5.3節で計算コストを下げるための三波長目の吸収係数制約を紹介した．水による吸収係数が， $\alpha(\lambda_3) = \frac{\alpha(\lambda_1) + \alpha(\lambda_2)}{2}$ あるいは $\alpha(\lambda_3) = \frac{\alpha(\lambda_1) + \alpha(\lambda_2)}{3}$ を満たす波長 λ_3 を選定することで大幅に計算コストを下げられるが，市販されている狭帯域波長透過フィルタは種類が限られるため，上記の制約を満たすフィルタを準備するのは難しい．その場合には，複数の波長情報を組み合わせて目的の波長情報を得る代替案が考えられる．水による吸収係数が制約を満たすように，他の波長情報を取り入れることで疑似的に目的の吸収係数の分光画像を取得することが可能である．

本章で，三波長情報を用いて対象物体の反射率誤差を対処可能であることを確認した．しかし，反射率の分光分布に対して線形近似しているので，線形近似できない特殊な反射率を有する材質では，逆に大きな推定誤差を生むという問題点がある．この問題に対処するために，第6章で複数の波長情報を用いずに一波長の水による光の吸収特性を特徴量として用いることを検討する．



(a) カメラシステムの外観

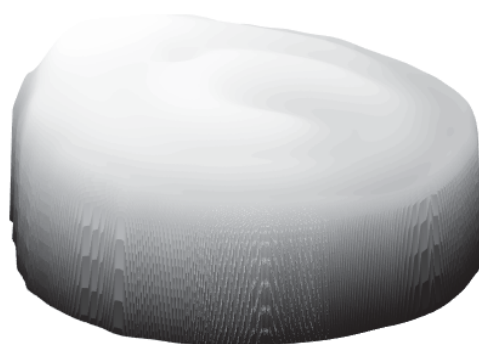


(b) カメラシステムの内部光学配置

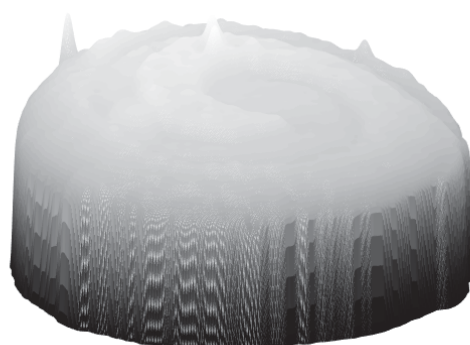
図 41: 同軸の三波長画像取得カメラシステム



(a) RGB 画像



(b) 三波長情報を用いた形状推定結果



(c) 二波長情報を用いた形状推定結果

図 42: 例外的な反射特性を有する材質の二波長と三波長情報を用いた三次元形状推定結果の比較

第6章 光路長に依存した光の吸収量の 差異を利用した形状推定手法

第5章で紹介した三波長の光の吸収特性の差異を利用した形状推定手法は、二波長の分光反射率 $s(\lambda_1)$ と $s(\lambda_2)$ を近似できない例外的な分光特性を有する材質に対処するために、三波長情報を活用した。本章では、対象物体の分光特性に影響されずに水による光の吸収特性を活用するために、一波長情報のみを利用する形状推定手法を検討する。波長情報の減少を補うために、二つの視点から撮影された画像つまりステレオの分光画像を扱い、ステレオカメラ間の水中の光路長差に依存した光の吸収量を特徴量として対応点探索アルゴリズムを提案する。そして、水面での屈折による影響を考慮した水中の光路長の算出アルゴリズムを説明する。最後に一波長のステレオ画像から推定された形状推定結果を紹介し、考察を述べる。

6.1 ステレオカメラにおける光路長差

例外的な分光特性を有する材質を正確に深度推定するために、活用する波長情報を増やして分光特性を考慮するのではなく、そもそも一波長情報のみを活用することで分光特性を考慮しない方法を検討する。前章までに紹介した手法と同様に、近赤外線の水は水中の光路長に応じて光が吸収される。そのため、ステレオカメラで水中にある対象物体を撮影すると、左右のカメラまでの水中の光路長が異なるため、対象物体の同じある点における光量を取得したとしてもステレオ画像の輝度値は異なる。そこで、ステレオ画像から水による光の吸収量を抽出し、ステレオカメラ間の水中の光路長の差を算出することで、光路長差をステレオ画像の対応点を探索するための特徴量として扱うことができる。この特徴量を用いて導き出したステレオ画像の対応点から三角測量の原理を用いて深度を推定する手法を検討する。

水中に配置されたホワイトターゲットをステレオカメラで撮影し、水中の光路長の差から生じるステレオ画像の輝度比を確認する。実際に撮影された 950nm の分光ステレオ画像の輝度値の比を図 43 に示す。ホワイトターゲットは、ステレオ画像に収まる範囲内で 10mm ずつ位置を移動させた。画像の中央にホワイトターゲットが写っ

ている場合は水中の光路長が短いため、輝度値が高くなる．一方、画像の端にホワイトターゲットがある場合は水中の光路長が長くなり、輝度値が低くなる．そのため、ステレオ画像の輝度値の比は、ホワイトターゲットの位置に依存して変化しており、水中の光路長に輝度比が依存していることを確認した．

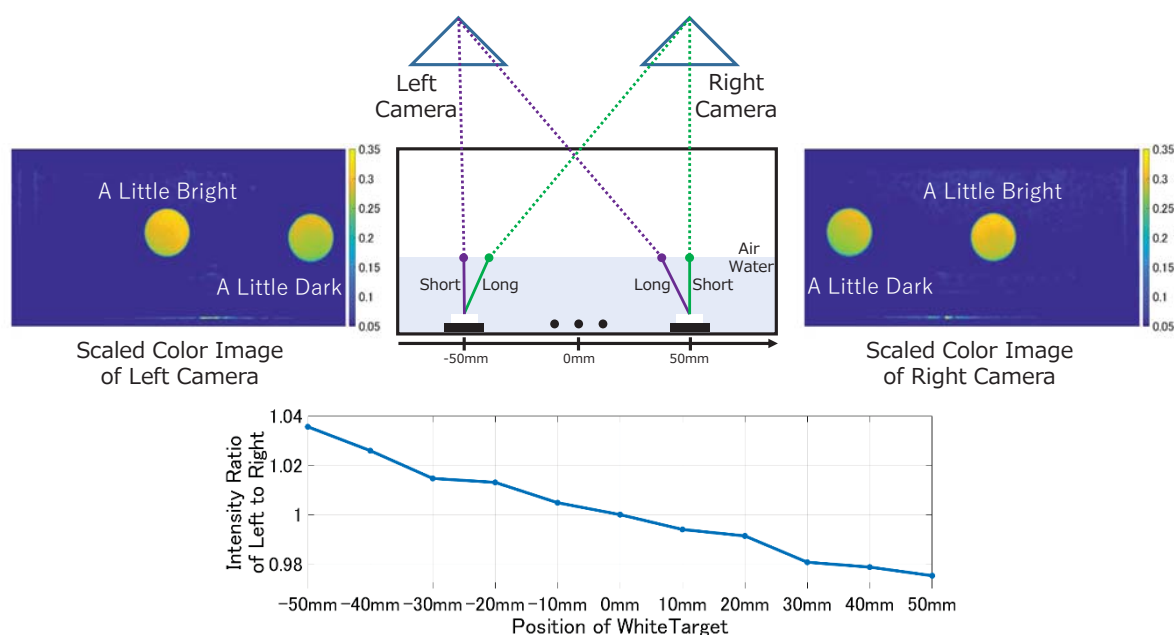


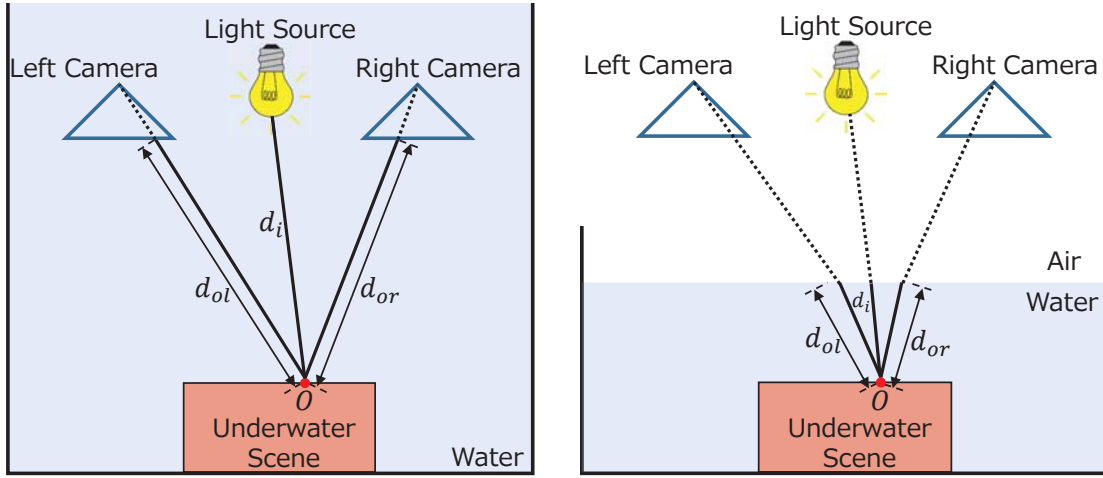
図 43: 950nm のステレオ画像から算出される水中の光路長と画像の輝度比の関係性

ステレオカメラのセンサが感知する光量をモデル化する．まずはステレオ画像の対応点ペアが既知であるとして話を進める．図 44 (a) のように、ステレオカメラが完全に水中に沈めてあり、対象物体のある点 O から左右のカメラまでの光軸が完全に異なる場合を考える．光源も水中に設置され、水中で対象物体が照らされているとする．

光源から波長 λ 、光量 I_0 の狭帯域波長域の光が照射され、距離 d_i の光路を通り、対象物体のある点 O に入射する．そして O で反射した光は距離 d_{ol} の光路を通り、左のカメラに入射する．この時、左のカメラセンサが感知した光 $I_l(\lambda)$ は、

$$I_l(\lambda) = I_0 R(\lambda) e^{-(d_i + d_{ol})\alpha(\lambda)}, \quad (22)$$

と表せる． R は対象物体のある点 O における反射率を示し、反射特性はランバート反射で対象物体は均一なアルベドを有するものとする．



(a) ステレオカメラと光源が水中に設置された理想的な構成 (b) ステレオカメラと光源が水面の上に設置された実用的な構成

図 44: (a) ステレオカメラと光源が水中に設置された理想的に構成, (b) ステレオカメラと光源が水面の上にある現実的な構成

同様に, 右のカメラセンサが感知した光 $I_r(\lambda)$ は,

$$I_r(\lambda) = I_0 R(\lambda) e^{-(d_i + d_{or})\alpha(\lambda)}, \quad (23)$$

となる. d_{or} は O で反射した光が右のカメラに届くまでに通過した水中の光路長を示す.

式 (22) を式 (23) で割ると, 左のカメラと右のカメラに届いた光量の比は,

$$\frac{I_l(\lambda)}{I_r(\lambda)} = e^{(d_{or} - d_{ol})\alpha(\lambda)}, \quad (24)$$

となり, ステレオカメラに届く光量比は光源の位置には関係なく, 水中の光路長差 $d_{or} - d_{ol}$ のみに依存する. 従って, 水による光の吸収係数が既知であれば, ステレオカメラ画像の対応点ペアの輝度比から水中の光路長差 $d_{or} - d_{ol}$ を算出できる. 一方で, 対象物体の反射点 O の深度が変化すると, 光路長差 $d_{or} - d_{ol}$ も変化する. さらに反射点 O が同一の深度でも場所が変わる, つまりステレオ画像上で O の位置が変われば光路長差 $d_{or} - d_{ol}$ も変化する. そのため, ステレオ画像の任意の対応点ペアが取得した光の光路長差はそれぞれ異なるので, 輝度比も異なる. 例えば, 図 44 (a) において, O が中心にある時よりも右側にある時の方が d_{ol} は長くなり, d_{or} は短くなる. そのため, 輝度比 $\frac{I_l(\lambda)}{I_r(\lambda)}$ は小さくなる. また, O の位置が深くなるほどに光路長

差 $d_{or} - d_{ol}$ は短くなる．そこで，対象物体の対応点の位置 O と， O からステレオカメラまでの光路長差の関係を特徴量として活用することで，ステレオの対応点探索を行う．従来のステレオの対応点探索手法は，対象物体のテクスチャを特徴量として抽出するので，テクスチャのない対象物体を形状推定することはできない．しかし，提案手法は水による光の吸収量差を特徴量として扱うので，全くテクスチャのない物体も形状推定することが可能となる．

次に図 44 (b) のように，ステレオカメラと光源が水面の上に設置された実用的なセッティングを考える．この場合もステレオカメラ画像間における輝度比は，式 (24) から算出することができる．光路長 d_{ol} , d_{or} , d_i は対象物体の反射点 O からステレオカメラ及び光源までの光路長ではなく，水中の光路長となる．一方で，図 44 (b) のセッティングでは水面で光が屈折するため，対象物体の反射点 O からステレオカメラまでの光路が一直線ではなくなる．図 44 (a) の理想的なセッティングでは，ステレオカメラの位置と画像上の対応点ペアのピクセル位置から光路長 d_{ol} , d_{or} を簡単に算出できるが，(b) のセッティングでは水面での屈折を考慮した上で光路長 d_{ol} , d_{or} を算出する必要がある．屈折の影響を考慮して正確な光路長を算出する補正手法は，第 6.3 章で詳しく説明する．

6.2 光の吸収特性を特徴量として活用したステレオ画像の対応点探索

はじめに，ステレオ画像の対応点を探索する範囲について考える．ステレオカメラのセンサ位置を既知として，エピポーラ制約を導入する．これにより，画像のすべてのピクセルを探索する二次元探索問題をエピポーラ線上の画素のみを探索する一次元探索問題に簡略化することができる．横並びのステレオカメラで屈折の影響を受けない状況を撮影したステレオ画像が平行化されている場合，ステレオ画像上のエピポーラ線は画像の横線に平行な直線となる．一方で，図 44 (b) のような水中にある対象物体を水の外からステレオカメラで撮影した場合には，水面での光の屈折の影響でエピポーラ幾何は複雑になり，エピポーラ線も画像上で直線にはならない [12]．しかし，視野角の狭いステレオカメラを用いた図 47 のような撮影セッティングでは，水面での屈折によるエピポーラ線の変化は微小となる．実際に撮影された画像からもエピポーラ線の歪みは確認できなかったので，本論文では水面での光の屈折によるエピポーラ線の歪みはないものとして，エピポーラ線を直線と近似する．例として，左の画像上のある点 $p_l = (x_l, y)$ に対する対応点の探索範囲は，図 45 に示すように右画像

のエピポーラ線である．また，平行化されたステレオ画像の場合はエピポーラ線の y 座標は，左の画像の点 $p_l = (x_l, y)$ の y 座標と同一になる．

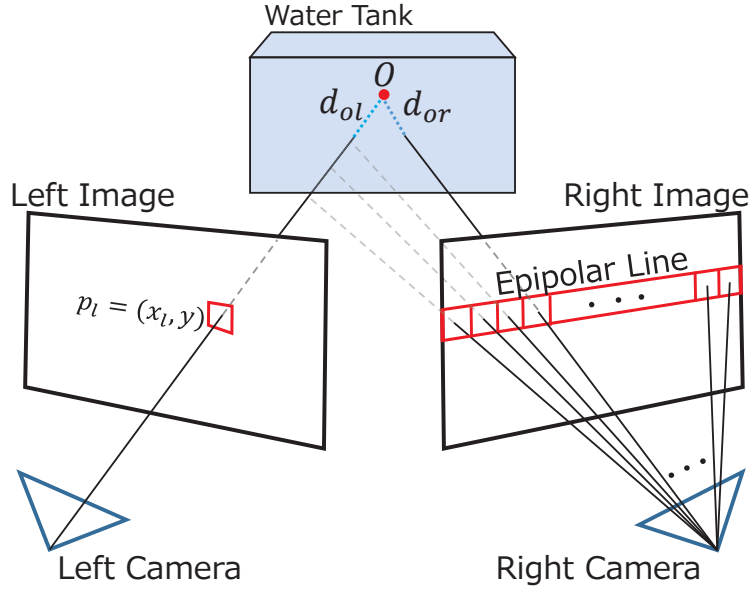


図 45: エピポーラ制約を導入した時の対応点探索範囲

ステレオカメラ画像のそれぞれの対応点ペア (p_l, p_r) の輝度比は，式 (24) を用いて算出できる．逆に対応点ペアの深度情報から推定された水中の光路差から輝度比を算出すると，左画像の輝度と算出した輝度比を用いて，右画像の輝度は次のように表せる．

$$I'_r(\lambda, p_l, p_r) = I_l(\lambda, p_l) e^{(d'_{ol}(p_l, p_r) - d'_{or}(p_l, p_r))\alpha(\lambda)}, \quad (25)$$

ここで， $I_l(\lambda, p_l)$ は左カメラ画像の点 p_l の輝度値を示し， $I'_r(\lambda, p_l, p_r)$ は $I_l(\lambda, p_l)$ と水中の光路長差から推定された右カメラ画像の点 p_r の輝度値である． $d'_{ol}(p_l, p_r)$ と $d'_{or}(p_l, p_r)$ は，対応点ペア (p_l, p_r) の画素位置から三角測量の原理を用いて算出された左カメラと右カメラまでの水中の光路長である．ただし，左カメラ画像の点 p_l と右カメラ画像の点 p_r が正しい対応点ペア，つまり p_l と p_r が対象物体の同一の点の明るさを捉えているという仮定に基づくものである．

注目している対応点ペア (p_l, p_r) が正しいマッチングペアであれば， $I_r(\lambda, p_r) \simeq I'_r(\lambda, p_l, p_r)$ が成り立つはずである． $I_r(\lambda, p_r)$ は，右カメラ画像の点 p_r の実際の輝度値である．対応点ペア (p_l, p_r) が誤ったマッチングペアであれば，対応点ペアの画素位置から算出した光路長差も誤っているので，推定された輝度値 $I'_r(\lambda, p_l, p_r)$ と実際に

得られた輝度値 $I_r(\lambda, p_r)$ は一致しない．正しくマッチングした対応点は必ずエピポーラ線上に存在するので，左カメラ画像のピクセル p_l に対して正しくマッチングした対応点ペア (p_l, p_{rc}) は次のように決定することができる．

$$p_{rc} = \arg \min_{p_r \in \text{Epipolar Line}} ||(I_r(\lambda, p_r) - I'_r(\lambda, p_l, p_r))||, \quad (26)$$

これにより，画像の最適化をする必要なく，左カメラ画像の任意のピクセルに対して右カメラ画像の正しくマッチングされた対応点 p_{rc} を決定することが可能となる．

6.3 水面での屈折を考慮した三角測量による推定深度

次に，水面での光の屈折の影響を考慮して，水中での光路長差を算出することを考える．図 46 のように，ステレオカメラ画像の対応点における光線は水面上の点 t_l と t_r で屈折する．そして，それぞれの光線は水中の物体表面の点 O で交差する．しかし，ステレオ画像の対応点ペアの視差のみから算出された深度は，水面での屈折の影響により真値よりも浅く算出されてしまうので，これを補正するアルゴリズムを紹介する．カメラの光学中心と水面までの距離 d_{ws} を既知とした上で，水面と水中の対象物体の反射点 O との距離 d_{iw} を求めるものとする．

水面での光の屈折による光路の変化は，スネルの法則による算出できる．ここで， μ_a ， μ_w をそれぞれ空気と水の屈折率， θ_l ， θ_r をステレオカメラから水面への入射角， θ'_l ， θ'_r を屈折角とすると，スネルの法則は次の式で表せる．

$$\frac{\sin \theta_l}{\sin \theta'_l} = \frac{\sin \theta_r}{\sin \theta'_r} = \frac{\mu_a}{\mu_w}. \quad (27)$$

空気と水の屈折率 μ_a ， μ_w は事前に測定可能なので，入射角 θ_l ， θ_r が算出できれば，式 (27) から屈折角 θ'_l ， θ'_r を算出することが可能となる．

ステレオカメラと水面の位置情報とカメラの内部・外部パラメータから，ステレオ画像の各画素における光線の入射角 θ_l ， θ_r を算出可能である．また，空気と水の屈折率 μ_a ， μ_w も事前に測定可能なので，式 (27) から屈折角 θ'_l ， θ'_r を算出することが可能となる．さらに，水面での光の屈折が起こる点 t_l ， t_r の位置も同様に算出可能なので，水深 d_{iw} は次の式で表すことができる．

$$d_{iw} = \frac{b - w_l - w_r}{\tan \theta'_l + \tan \theta'_r}, \quad (28)$$

ここで， w_k は水面とステレオカメラの光学中心を通る水面の法線との交点と屈折が起こる点 t_k との距離を示す．また， $k = \{l, r\}$ を満たす． b はステレオカメラのペー

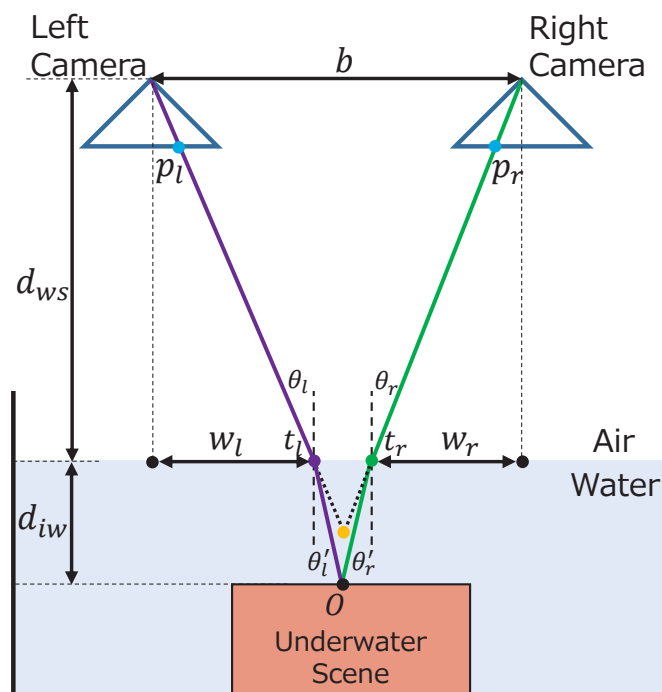


図 46: ステレオカメラと水面との位置関係

スラインを示す。ステレオカメラと水面の位置関係が既知であれば、式 (28) から水深を推定可能となる。

一方で、ステレオカメラの水中の光路長の差 $d_{ol} - d_{or}$ は、

$$d_{ol} - d_{or} = \frac{d_{iw}}{\cos \theta'_l} - \frac{d_{iw}}{\cos \theta'_r}, \quad (29)$$

となる。これにより、屈折の影響を考慮して推定された正確な光路長差を式 (25) に用いることができる。これにより、注目してる対応点ペアの位置関係から算出された光量比を推定できる。最終的には、式 (26) の対応点における光量比から算出された輝度値を用いて、エピポーラ線を探索することで、光路長に依存した光の吸収を特徴量としてマッチングした対応点ペアを決定することが可能となる。

6.4 実画像実験と推定結果

水中における光の吸収量を特徴量とした対応点探索による形状推定結果を紹介する．活用する光の波長は前章と同様に水による光の吸収が強い 950nm を使用する．図 47 のようにグレイスケールカメラ (POINTGREY GS3-U3-41C6NIR) を 2 台並べて配置し，ステレオカメラを構築した．カメラの応答関数を図 15 に示す．カメラの前に 950nm の狭帯域波長透過フィルタを装着し，950nm のステレオ画像を撮影する．このフィルタの透過関数を図 17 に示す．光源は近赤外線領域の光量が十分にある白熱電球 COLD LIGHTING SYSTEM PIS-UHX-AIR を使用し，水槽に光が当たるように設置してある．光源の分光分布を図 16 に示す．今回，水深は最大 10cm 程を想定し，950nm の光の減衰が顕著に画像から取得できる範囲に調整してある．



図 47: ステレオカメラの撮影セッティング

カメラの内部パラメータ・外部パラメータはチェッカーボードを使用してキャリブレーションを行う [75]．また，ステレオカメラの明るさのキャリブレーションには標準のホワイトターゲットを使用する．本実験で撮影した対応点探索のための入力画像は，事前にカメラの内部・外部パラメータを用いて平行化済みのものを使用している．

式 (24) から算出されたステレオカメラ画像の正しい対応点ペアの輝度比は，光源の光量に依存しないため，光源の位置に対するキャリブレーションは必要ない．その

ため、撮影する対象物体が明るく照らされていれば、光源が点光源でも平行光でも問題ない。ただし、光源の明るさが探索範囲のエピポーラ線に沿って、明暗を繰り返すような特性を有している場合は、正しくない対応点ペアにおける光路長差から算出された画素の輝度値が、偶然に光源の明暗と輝度差と重なってしまう可能性がある。この時、 $I_r(\lambda, p_r) \simeq I'_r(\lambda, p_l, p_r)$ が成り立ち、式 (26) から得られる対応点 p_{rc} が誤った対応点となる。そのため、光源の明るさは均一である方が好ましい。

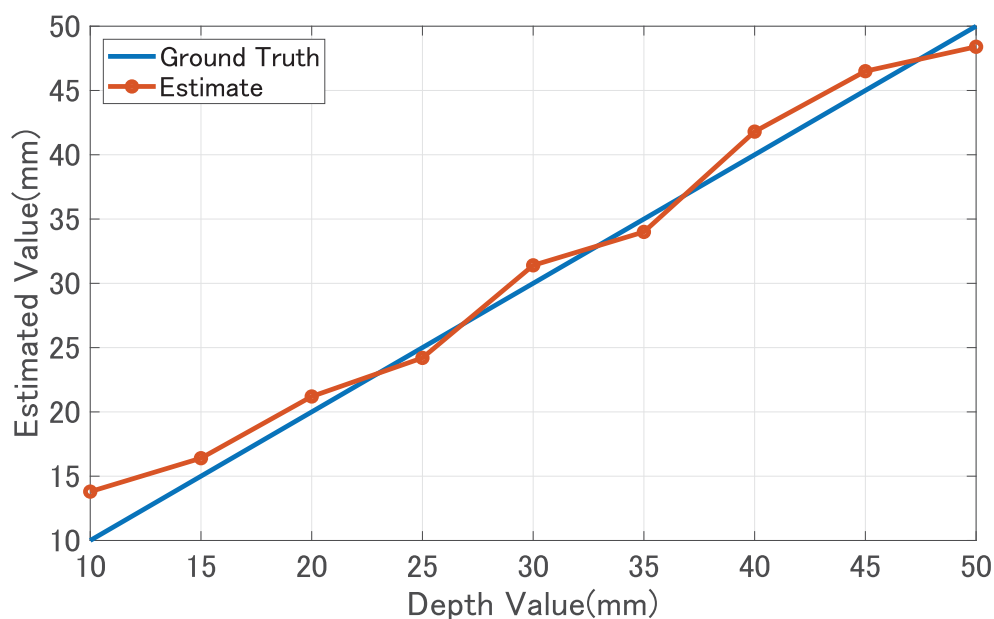


図 48: 白色のプレートを対象とした水深推定精度

光路長に依存した光の吸収量を特徴量として用いたステレオ画像の対応点探索手法の推定精度を評価するために、白色のプレートの水深を推定する。水深は定規で測定したものを真値とし、水深を 10mm から 50mm まで 5mm ずつ変化させた状況を上記の図 47 のセッティングを用いて撮影する。得られたステレオ画像を入力データとして、対応点ペアから三角測量の原理を利用して水深を算出する。

図 48 は、白色のプレートを対象としたときの水深の精度評価結果である。画像上でランダムに 100 ポイント（画素）抽出し、そのポイントの対応点ペアから推定された平均深度を赤で、真値を青で示している。水深が 10mm の時の推定精度が悪いのは、水深が浅すぎるためにステレオカメラ間での光路長差が短く、正しい対応点ペアを検出できなかったことが原因だと考えられる。しかし、15mm より深い場合には推定値は真値に近い値となっており、約 5% の相対誤差となっている。

次に、三次元形状の推定精度を検証する。実際に半径 50mm 程の半球を水中に沈めた状態をステレオカメラで撮影し、推定した対応点ペアから物体の形状を復元した。

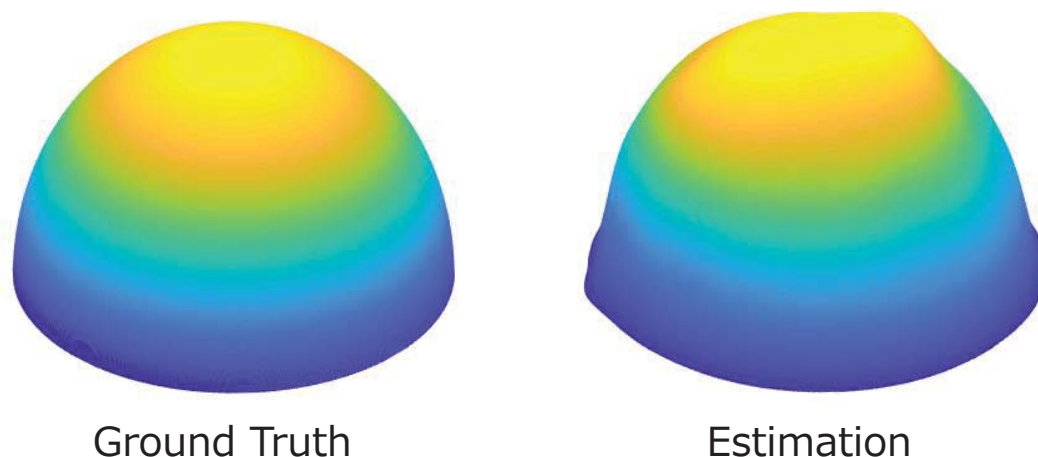


図 49: 半球の形状推定精度比較

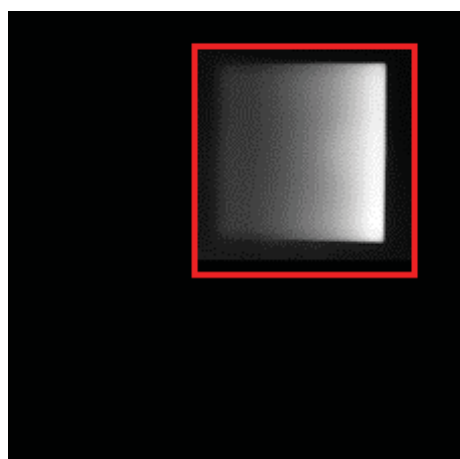
半球の推定結果と真値の外観を図 49 に示す。右側の一部を除いて、正確に形状を復元できていることが分かる。右側にある凸部分は、おそらく正反射成分が映り込んだことが原因だと思われる。正反射成分が写りこんだ画素では、正しい対応点ペアを決定することができず、推定深度が真値よりも短くなったと推測される。

最後に、光路長に依存した光の吸収量を特徴量として復元された物体の形状を紹介する。図 50 から図 54 は、テクスチャの全くない物体の形状推定結果である。それぞれの図に、ステレオカメラで撮影されたステレオ画像、推定された深度画像、推定された形状画像、そして物体の通常の見え方を確認するために RGB 画像を載せる。これらの物体にはテクスチャが全くないので、従来の対応点探索手法では正しい対応点を見つけることのできないため、ステレオカメラだけでは形状推定を行うのは難しい。図 53 を確認すると、実際のオブジェクトよりも丸みが少ない形状推定結果となっている。これは物体の反射特性が完全にランバート反射ではなかったことが原因と思われる。ランバート反射ではないと、光が物体表面で反射した後に、ステレオの左のカメラに進んだ光量と右のカメラに進んだ光量が多少異なる。これにより、ステレオカメラ画像間の輝度比から正確な光路長差を算出できず、正しい対応点ペアを決定できない。しかし、反射特性がランバート反射である他のオブジェクトの結果から、対応点探索に成功していることが分かる。

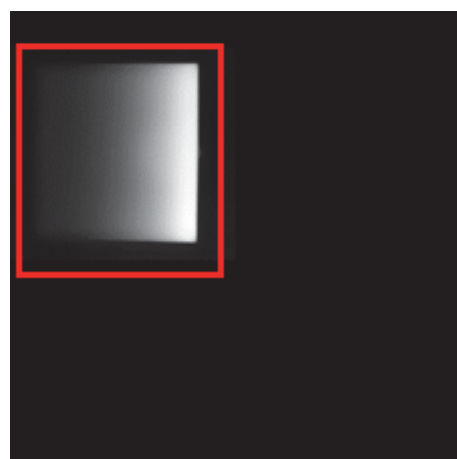
6.5 一波長情報による形状推定手法の考察

本章では，一波長の光の吸収特性を特徴量として活用したステレオ画像の対応点探索手法を提案した．ステレオカメラに届く光の光路は，左右のカメラで多少異なり，水に吸収される光量も異なる．これにより生じたステレオカメラ画像の輝度比から，水中の光路長差を算出し，反射情報に有意な特徴量を有していない物体の形状復元を可能にした．本論文では，水深50mmの深度を想定し，十分に水中の光路長差が生じるセッティングで実験を行った．しかし，水深が深くなればなるほど，光路長差が短くなる傾向にある．水深が深い状況においても光路長差を検出するためには，ステレオカメラのベースラインを長くする，それに伴いカメラレンズを広角なものに変更するなど工夫が必要になる．

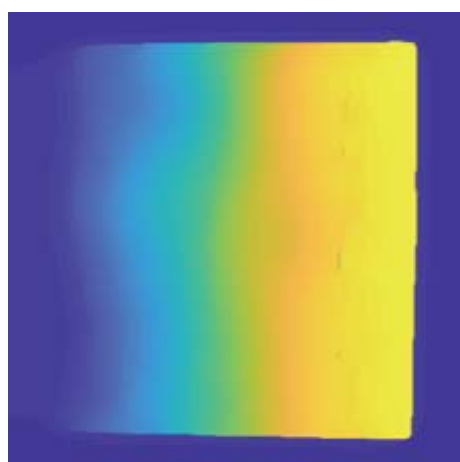
一波長情報による形状推定手法は，対象物をテクスチャのない均一なアルベドを有するものと仮定している．テクスチャがある対象も対応点探索に成功する場合もあるが，色の境目で一つの画素が両方の色を含んで平均化される場合などで誤った対応点ペアを決定する可能性がある．本提案手法は，通常テクスチャを特徴量として用いた対応点探索を行った後，テクスチャのない細かい範囲の対応点探索に適していると考えられる．これにより，密度の高い深度推定を行うことが可能となる．



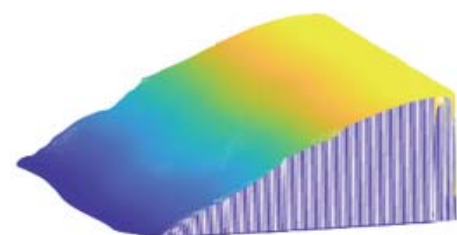
(a) 左カメラ画像



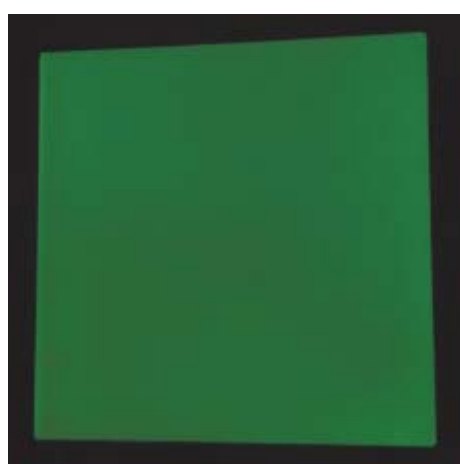
(b) 右カメラ画像



(c) 深度画像



(d) 推定形状画像



(e) RGB 画像

図 50: 斜めに置かれた緑色の平板プレートの形状推定結果

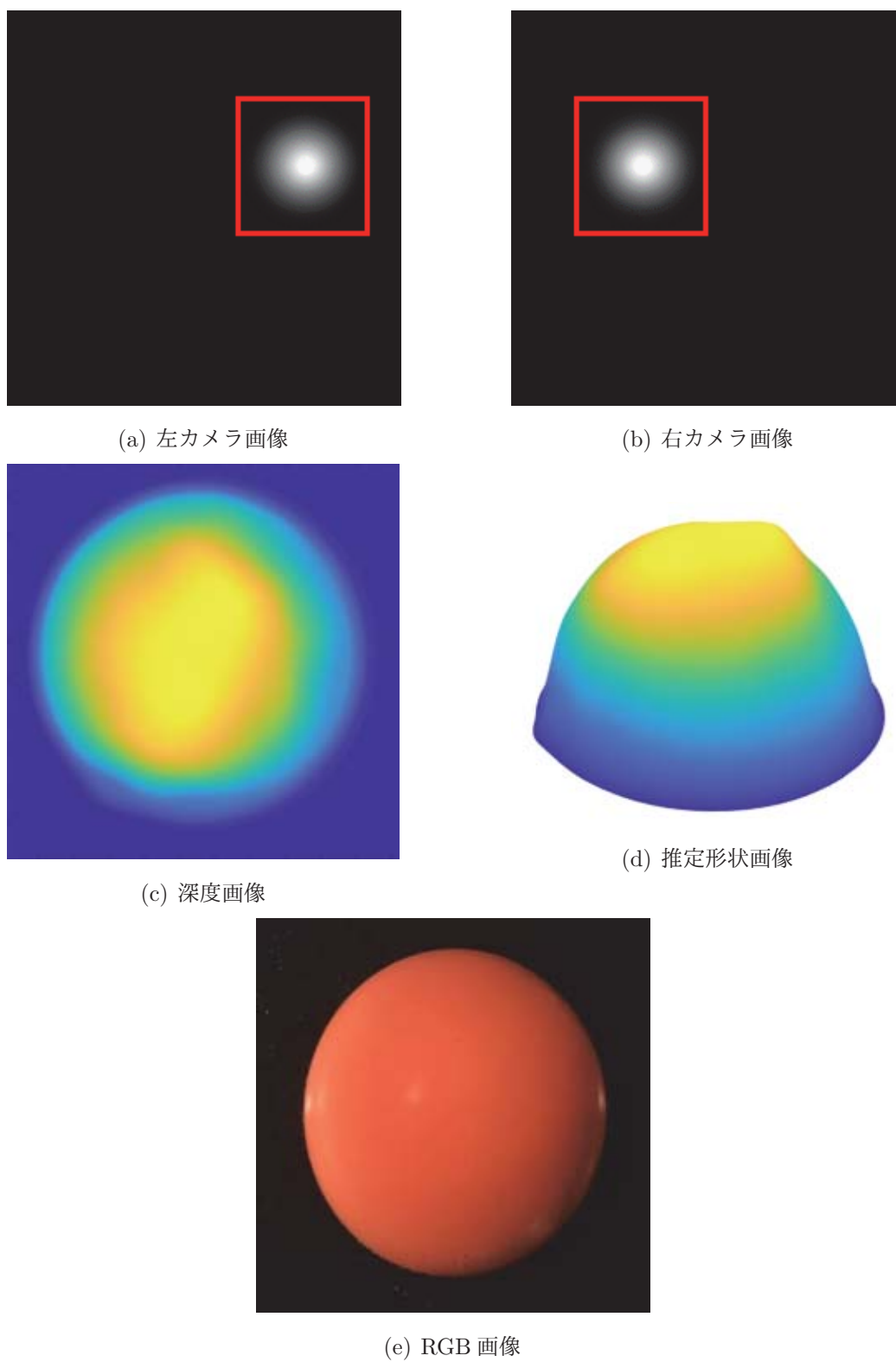
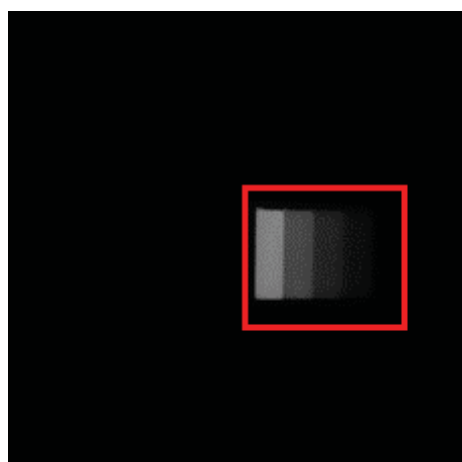
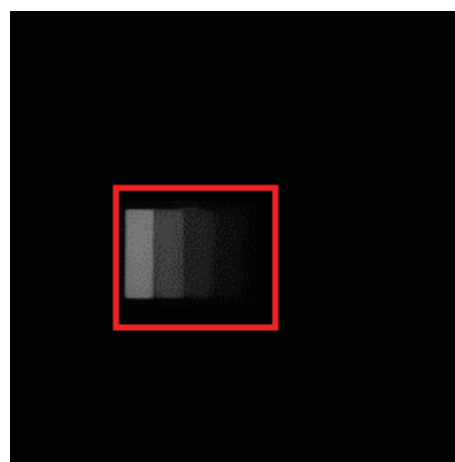


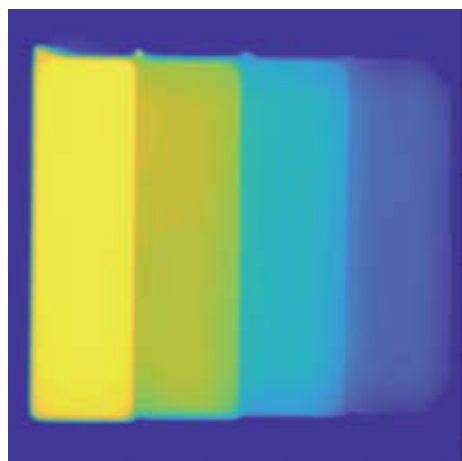
図 51: オレンジ色の半球オブジェの形状推定結果



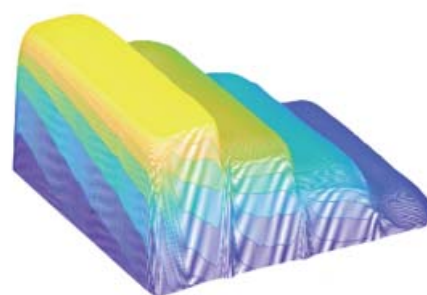
(a) 左カメラ画像



(b) 右カメラ画像



(c) 深度画像



(d) 推定形状画像



(e) RGB 画像

図 52: 青色の積み上げられたブロックの形状推定結果

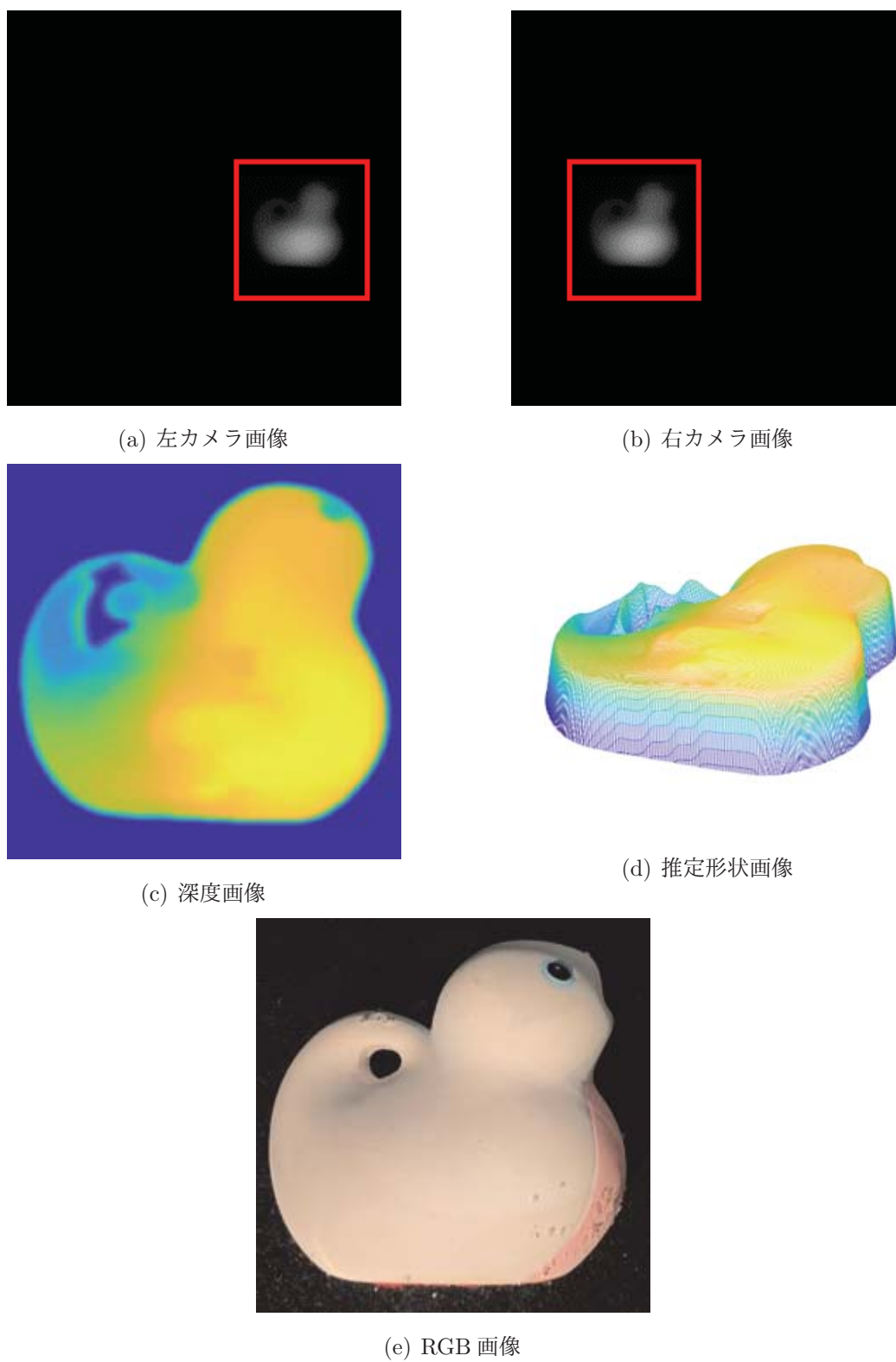
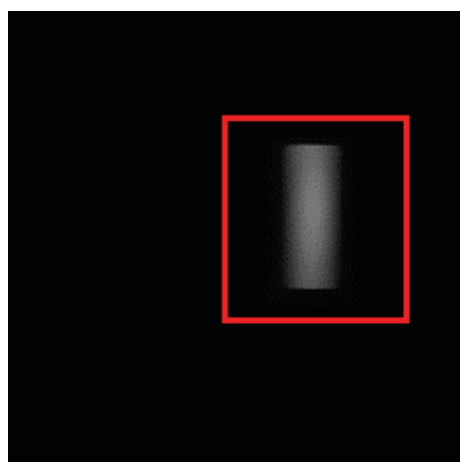
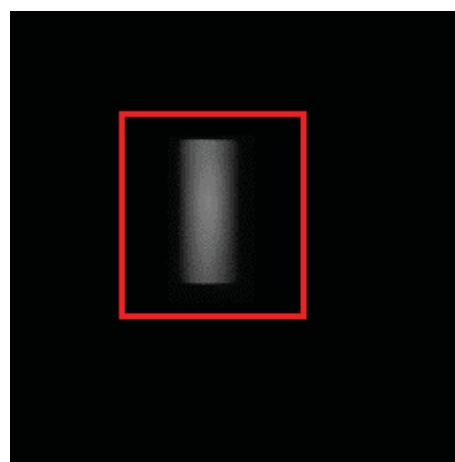


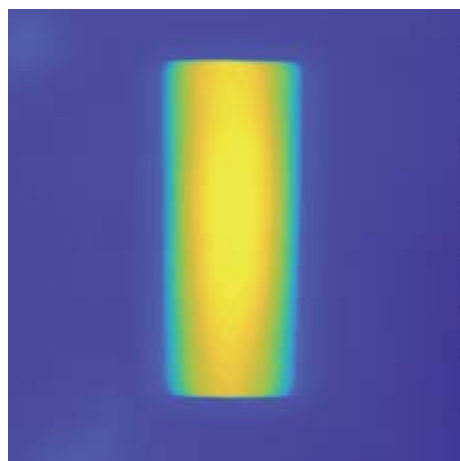
図 53: 白い蛇のオブジェクトの形状推定結果



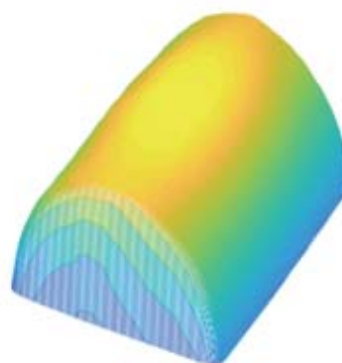
(a) 左カメラ画像



(b) 右カメラ画像



(c) 深度画像



(d) 推定形状画像



(e) RGB 画像

図 54: オレンジ色の円柱型のオブジェクトの形状推定結果

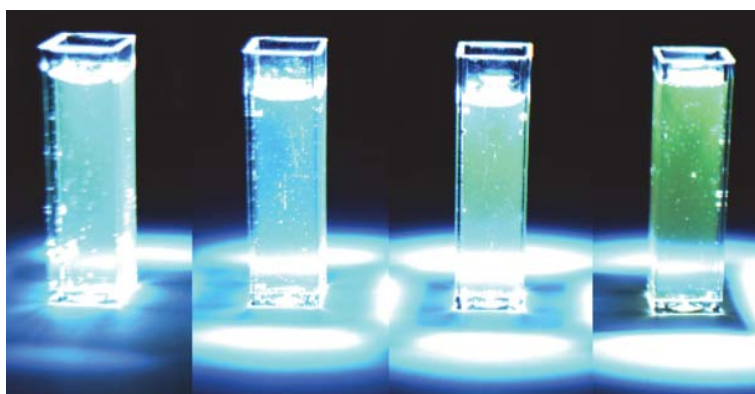
第7章 蛍光特性を利用した物質識別 手法

前章までは、物質による光の吸収特性による光の減衰を特徴量として利用した形状推定手法を紹介した。具体的には近赤外線の光が水に強く吸収される特性を活用し、複数波長の吸収特性の差を利用する推定手法と、一波長の吸収特性と複数視点情報を利用する形状推定手法を提案した。これらの手法は、物質に光が吸収される特性に注目したもので、物質に吸収された光量のみを特徴量として画像から抽出する。一方で、物質に吸収された光のエネルギーは、熱エネルギーや運動エネルギーに変換され、物質の温度上昇や、超音波の発生などの現象が起こる。そこで、物質に光が吸収される特性に加え、吸収された後の現象を特徴量として活用することを検討する。

本章では、物質がある特定の波長域の光を吸収した後に、吸収した光の波長域とは異なる波長域の光を発光する「蛍光」という特性に着目する。図 55 は白色光源下で撮影されたはちみつと、識別するのに最適な色として提案手法により推定された光源色の下で撮影されたはちみつの RGB 画像である。これらのはちみつは異なる種類や産地のものとなる。図 55(a) では 4 つのはちみつの色はほぼ同色であるため、この画像から識別するのは困難である。しかし、図 55(b) では、右側の 2 つのはちみつは緑色に発光しているのに対し、左側の 2 つは青く発光している。これははちみつの産地や蜜の元となる花の種類が異なり、蛍光の発光色が異なることに由来する。発光色が異なる、つまり発光する光の分光分布が異なると同時に、吸収する光の波長域も異なるため、照射する光の波長域を工夫することで、発光する光の量をコントロールすることも可能となる。そこで、反射光成分だけでは識別できない物質を吸光・蛍光発光特性を特徴量として活用することで、識別を行うことを検討する。物質毎に固有の蛍光特性を特徴量として学習し、物質を識別するのに最適な光源色つまり光源の分光分布を推定する。そして、推定した分光分布の光源色の下で撮影された RGB 画像から物質を識別する手法を紹介する。はじめに蛍光特性を考慮した画像モデルを紹介し、サポートベクターマシンを用いた機械学習により、物質を識別するために最適な光源の分光分布の推定手法を説明する。そして、シミュレーション画像と実画像を用いた実験結果を紹介した後、考察を述べる。



(a) 白色光源下で撮影されたはちみつの RGB 画像



(b) 識別に最適な色として推定された光源色の下で撮影されたはちみつの RGB 画像

図 55: 白色光源下と識別に最適な光源色の下での蛍光特性の見え方の違い

7.1 蛍光特性を考慮した画像モデル

蛍光物質による光の吸収と発光を含んだ画像モデルを説明する．一般的に分光画像モデルは，対象の反射光成分のみを扱うことを想定しており，入射する光の分光分布と対象物質の分光反射率，そしてカメラの分光応答関数の積で表される．しかし，蛍光物質は入射光の分光分布に依存せずに蛍光発光するので，対象の反射光成分に加えて，蛍光発光成分も考慮する必要がある．従って，蛍光物質のある点の輝度モデルは次の式で表される．

$$P(\lambda_o, \lambda_i) = P_R(\lambda_o, \lambda_i) + P_F(\lambda_o, \lambda_i) \quad (30)$$

$P(\lambda_o, \lambda_i)$ は，波長 λ_i の光が入射した時にカメラが感知した波長 λ_o の光量である．引数の (λ_o, λ_i) は，入射光の波長 λ_i と出力光の波長 λ_o を示す． $P_R(\lambda_o, \lambda_i)$ は反射成分の

光量, $P_F(\lambda_o, \lambda_i)$ は蛍光発光成分の光量を表している. 蛍光物質は吸収する光の波長域と発光する光の波長域が異なることを特徴量として活用するために, 引数の (λ_o, λ_i) で入射光の波長 λ_i と出力光の波長 λ_o を分けてモデル化している.

反射光成分の光量 $P_R(\lambda_o, \lambda_i)$ は, 上記のように分光反射率と入射光とカメラの分光応答関数の積で表すことができ, 次のようになる.

$$P_R(\lambda_o, \lambda_i) = R(\lambda_o)L(\lambda_i)C(\lambda_o)\delta(\lambda_o - \lambda_i) \quad (31)$$

$R(\lambda_o)$ は波長 λ_o における分光反射率, $L(\lambda_i)$ は波長 λ_i における入射光の光量, $C(\lambda_o)$ は波長 λ_o におけるカメラの応答関数を示す. また, $\delta(\lambda_o - \lambda_i)$ はデルタ関数を示し, $\delta(0) = 1$ であり, $x \neq 0$ のとき $\delta(x) = 0$ となる. 反射光は対象に入射してきた光をある一定の割合 (反射率) に従ってはね返ってきた光なので, 入射光と出力光の波長が同一 ($\lambda_o = \lambda_i$) つまり $\delta(0)$ の時のみ反射光が存在する. $\lambda_o \neq \lambda_i$ の時は入射光と出力光の波長が異なるため, 反射光成分が存在しないことになる.

次に蛍光発光成分の光量について考える. 蛍光特性は, 蛍光物質に吸収された光が, 吸収した光とは異なる波長の光を発光する. 特に, 蛍光特性においては吸収された光は励起光と呼ばれ, 励起を引き起こす光として扱われる. 蛍光物質は励起光のエネルギーを吸収して, 基底状態に戻るときに光を放出する. 放出された光は吸収された光よりもエネルギー量の少ない光, つまり吸収された光よりも長い波長の光に変換された上で発光する. この発光する光は, 励起光の波長に依存せずに常に同一の分光分布を有しており, それを蛍光発光分布と呼ぶ. 同様に励起光として吸収される光も蛍光物質毎に異なり, 吸収される光の波長分布を励起光分布と呼ぶ. このように蛍光発光成分をモデル化するには, 励起光分布と蛍光発光分布を考慮する必要がある, 蛍光発光成分 $P_F(\lambda_o, \lambda_i)$ は次の式で表すことができる.

$$P_F(\lambda_o, \lambda_i) = E_m(\lambda_o)E_x(\lambda_i)L(\lambda_i)C(\lambda_o) \quad (32)$$

$E_m(\lambda_o)$ は波長 λ_o における蛍光発光分布, $E_x(\lambda_i)$ は波長 λ_i における励起光分布となる. 具体的には, $E_m(\lambda_o)$ は励起光のエネルギー量に対して波長 λ_o の光をどれだけ放出できるかを表し, $E_x(\lambda_i)$ は波長 λ_i の入射光のエネルギーをどれだけ吸収できるかを表している.

ここまで, ある波長における輝度モデルを説明した. 次に広帯域の波長に感度があるカメラで広帯域の波長の光源の下で, 蛍光物質を撮影した場合を考える. ある波長の光量を示した式 (30) から, 広帯域の波長に拡張するには, 任意の入力光の波長 λ_i と出力光の波長 λ_o の組み合わせを計算する必要がある. 波長 λ_i と波長 λ_o に関して積

分を取り、画像上の蛍光物質の輝度 I は、

$$I = \iint P(\lambda_o, \lambda_i) d\lambda_o d\lambda_i, \quad (33)$$

と表すことができる。

式 (33) に従って、蛍光物質の反射情報や蛍光情報を解析する際に、物質から反射した光の分光分布や蛍光発光分布は、分光カメラや単点のスペクトルメータで得られたデータを使用することになる。これらのデータは、高性能な機器だとしても波長分解能に限界があり、波長情報のサンプリング数に応じて近似する必要がある。そこで、波長 λ_i のサンプリング数を X 、波長 λ_o のサンプリング数を M としたときの画像上の蛍光物質の輝度 I は、

$$I \approx \sum_{m=1}^M \sum_{x=1}^X P(\lambda_o^{(m)}, \lambda_i^{(x)}) \Delta\lambda_o \Delta\lambda_i, \quad (34)$$

と近似することができる。本論文で実際に測定した画像データは、波長 λ_i を 10nm 刻みでサンプリングした上で P 項を算出する。

7.2 物質識別に最適な光源の分光分布の学習

次に、物質を識別するために、物質特有の蛍光特性情報を活用することを検討する。通常の RGB カメラ画像から蛍光特性情報の差異を抽出するには、蛍光発光成分に比べて反射光成分が大きすぎることや、白色光源化で撮影された画像では、蛍光特性成分の情報が RGB の 3 チャンネル情報に埋もれてしまうという問題点があった。そこで、識別対象の蛍光特性の差異を RGB カメラ画像から顕在化するために、最適な光源色とその光源下で撮影された RGB 画像をグレースケール化するための RGB 値の重みを教師あり学習により求める。

通常の RGB カメラ画像から物質特有の蛍光特性情報を用いて識別するのに最適な光源色と、その光源色の下で撮影された画像の RGB 値の重みを教師あり学習から算出する手法を説明する。 $T(\lambda_o, \lambda_i) = R(\lambda_o)\delta(\lambda_o - \lambda_i) + E_m(\lambda_o)E_x(\lambda_i)$ とすると、式 (34) は行列で次のように表現できる。

$$\begin{aligned} I &= \begin{pmatrix} C(\lambda_o^{(1)}) & \dots & C(\lambda_o^{(M)}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} T(\lambda_o^{(1)}, \lambda_i^{(1)}) & \dots & T(\lambda_o^{(1)}, \lambda_i^{(X)}) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ T(\lambda_o^{(M)}, \lambda_i^{(1)}) & \dots & T(\lambda_o^{(M)}, \lambda_i^{(X)}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L(\lambda_i^{(1)}) \\ \vdots \\ L(\lambda_i^{(X)}) \end{pmatrix} \quad (35) \\ &= \mathbf{c}^T \mathbf{T} \mathbf{l} \\ &= \mathbf{f}^T \mathbf{l}. \end{aligned}$$

ここで、 T は一般的に蛍光成分の特性である蛍光特性の励起・蛍光マトリクス (Excitation-Emission Matrix : EEM) を示すが、本論文では蛍光成分に加え、反射成分の特性も含むため、反射・蛍光特性と呼ぶことにする。 $\mathbf{c}$ はカメラの応答関数を示すベクトルで、 $\mathbf{l}$ は入射光の分光分布を示すベクトルである。 $\mathbf{f}$ はカメラの応答関数 $\mathbf{c}$ と物質の反射・蛍光特性 T の内積とする。これにより、分光分布 $\mathbf{l}$ の光源下で撮影された物質の画像上の輝度値は、カメラの応答関数 $\mathbf{c}$ の特性を含めた反射・蛍光特性 $\mathbf{f}$ と入射光の分光分布 $\mathbf{l}$ の内積で表せる。

RGBの3チャンネルを有する一般的なカメラで撮影された画像には、RGBの3つの輝度値情報が含まれているので、蛍光物質を撮影した画像の輝度値は次のように表せる。

$$\begin{pmatrix} I_r \\ I_g \\ I_b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{f}_r^T \\ \mathbf{f}_g^T \\ \mathbf{f}_b^T \end{pmatrix} \mathbf{l}. \quad (36)$$

$\mathbf{f}_r$, $\mathbf{f}_g$, $\mathbf{f}_b$ はRGBチャンネルそれぞれカメラの応答関数 $\mathbf{c}$ の特性を含めた反射・蛍光特性である。さらにRGBの輝度値の重み付けから、グレースケール化した輝度値 I に次のように変換する。

$$\begin{aligned} I &= \begin{pmatrix} w_r & w_g & w_b \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_r \\ I_g \\ I_b \end{pmatrix} \\ &= w_r \mathbf{l}^T \mathbf{f}_r + w_g \mathbf{l}^T \mathbf{f}_g + w_b \mathbf{l}^T \mathbf{f}_b \end{aligned} \quad (37)$$

ここで、 w_r , w_g , w_b はRGBのそれぞれの輝度値の重みを示す。これらの重みとRGBの輝度値の積の和を取ることで、得られる1チャンネルの輝度値から識別を行う。

式(37)から、入射光つまり光源の分光分布 $\mathbf{l}$ と、RGBの重み w_r , w_g , w_b を用いて、線形判別に用いられる超平面は次のように表せる。

$$\begin{aligned} I + b &= w_r \mathbf{l}^T \mathbf{f}_r + w_g \mathbf{l}^T \mathbf{f}_g + w_b \mathbf{l}^T \mathbf{f}_b + b \\ &= 0 \end{aligned} \quad (38)$$

ここで b はバイアス項を示す。RGBの反射・蛍光特性 $\mathbf{f}_r$, $\mathbf{f}_g$, $\mathbf{f}_b$ および識別用のクラスラベル $y \in \{1, -1\}$ を用いて、ソフトマージンサポートベクターマシン (soft-margin SVM) による適切な超平面の学習を試みる [13]。既存研究に、物質の反射特性と光源位置との関係性に注目し、ソフトマージンサポートベクターマシンによる符号化照明 (Coded Illuminants) とグレースケール化のためのRGBの重みの最適化手法がある [64]。本研究ではこの既存手法を改良し、反射特性に加え、励起・蛍光マトリクスを

取り入れる．これにより，反射特性だけでは識別できなかった対象も，蛍光特性を有する物質であれば識別可能になる．式(38)では，光源の分光分布 $\mathbf{l}$ と RGB の重み w_r , w_g , w_b がすべて未知で，さらに式(37)から分かるように RGB をグレースケール化した輝度 I は，RGB それぞれにおいて光源の分光分布 $\mathbf{l}$ に依存している．そのため，直接的にソフトマージンサポートベクターマシンを適用できない．そこで，ソフトマージンサポートベクターマシンによる最適化手法を改良し，蛍光特性を学習することで光源の分光分布を最適化する手法を提案する．

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{l}, w_r, w_g, w_b, \xi_n} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{l}\|^2 (w_r^2 + w_g^2 + w_b^2) + \beta \sum_{n=1}^N \xi_n \\ \text{s.t.} \quad & y_n [\mathbf{l}^T (w_r \mathbf{f}_{nr} + w_g \mathbf{f}_{ng} + w_b \mathbf{f}_{nb}) + b] \geq 1 - \xi_n \quad (n = 1, 2, \dots, N), \\ & \xi_n \geq 0 \quad (n = 1, 2, \dots, N), \\ & l_k \geq 0 \quad (k = 1, 2, \dots, K). \end{aligned} \quad (39)$$

式(39)は，蛍光特性を考慮したサポートベクターマシンの最適化関数である． y_n はクラスラベル， N は学習に用いるサンプル数， $\vec{f}_{nm}$ はカメラの m チャンネルに対する n 番目の反射・蛍光特性の学習サンプルを示す． ξ_n は識別平面の緩和するためのスラック変数， β はマージンを厳しくするための重み変数となる． K は光源の波長方向のサンプリング数（分解能）を示す．本論文では，350nm～640nm の波長域を 10nm 刻みで分光分布を変更できる光源を用いるので， $K = 30$ となる．式(39)から，二次計画法の交互最適化を活用して未知である光源の分光分布 $\mathbf{l}$ と RGB の重み w_r , w_g , w_b を解く．光源の分光分布とバイアスについて， $\mathbf{l} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \end{pmatrix}^T$ ， $b = 1$ を初期値として，分光分布とバイアスを最適化する．そこから光源の分光分布 $\mathbf{l}$ と RGB の重み w_r , w_g , w_b を解く．これを最適化関数が収束するか，繰り返しの最大回数に到達するまで繰り返すことで，物質識別に最適な光源 $\mathbf{l}$ の分光分布および RGB の重み w_r , w_g , w_b を導き出す．

7.3 実画像実験と推定結果

前章で紹介した蛍光特性を考慮したサポートベクターマシンによる物質識別手法を用いて，実際に測定した画像データを学習し，識別精度を検証する．

7.3.1 データセット

今回は反射特性だけでは識別が難しい物質として、様々な種類のはちみつとアルコールをデータセットとして使用する。はちみつには四種類のアカシアはちみつ、四種類のカナディアンクローバーはちみつ、三種類のオレンジはちみつを用意した。アルコールには三種類のウイスキー、三種類のスコッチ、三種類のバーボン、二種類のブランデー二種類のコニャックを用意した。

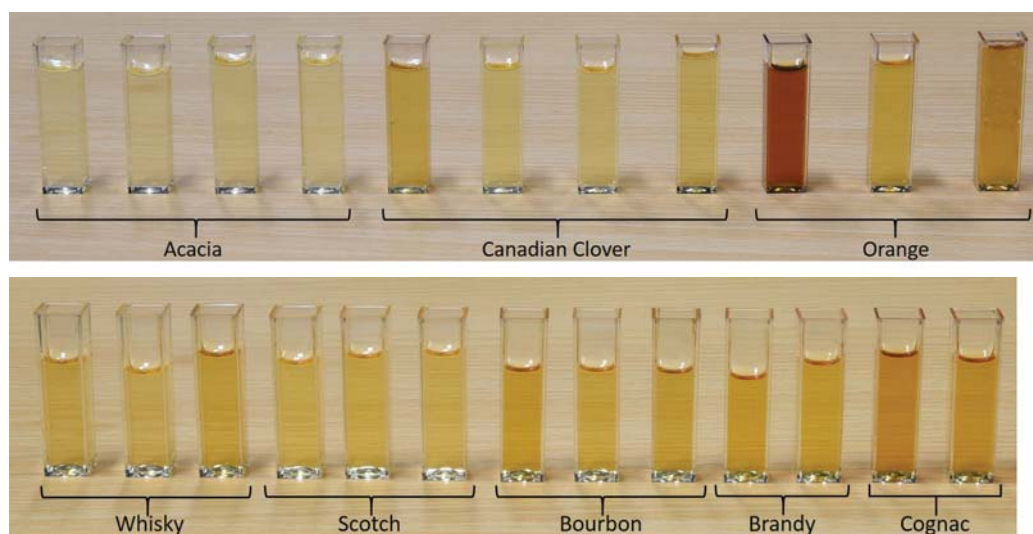


図 56: 反射・蛍光特性による物質識別のためのデータセット（様々な種類のはちみつとアルコール）

図 56 は、データセットとして用意した物質を白色光源化で撮影した RGB 画像である。白色光源下では、はちみつおよびアルコールの蛍光発光成分は微小で、励起光波長と蛍光発光波長も近いため、白色光源下で撮影された RGB 画像からは蛍光特性を抽出することは難しい。また、反射光成分も酷似しているため、反射特性の情報だけを用いて識別することは困難であるため、蛍光特性を用いる提案手法の精度検証にこれらの物質は最適であると考えられる。

詳細な蛍光特性を調査するために、日立ハイテクサイエンスの分光蛍光光度計 F-7000 を用いて、データを取得した。データセットの一部の励起・蛍光マトリクスを図 57 から図 59 に示す。ここから、似た蛍光特性を有している物質も中にはあるが、物質の種類によって励起光・蛍光発光の波長域および光量が多少異なることが分かる。

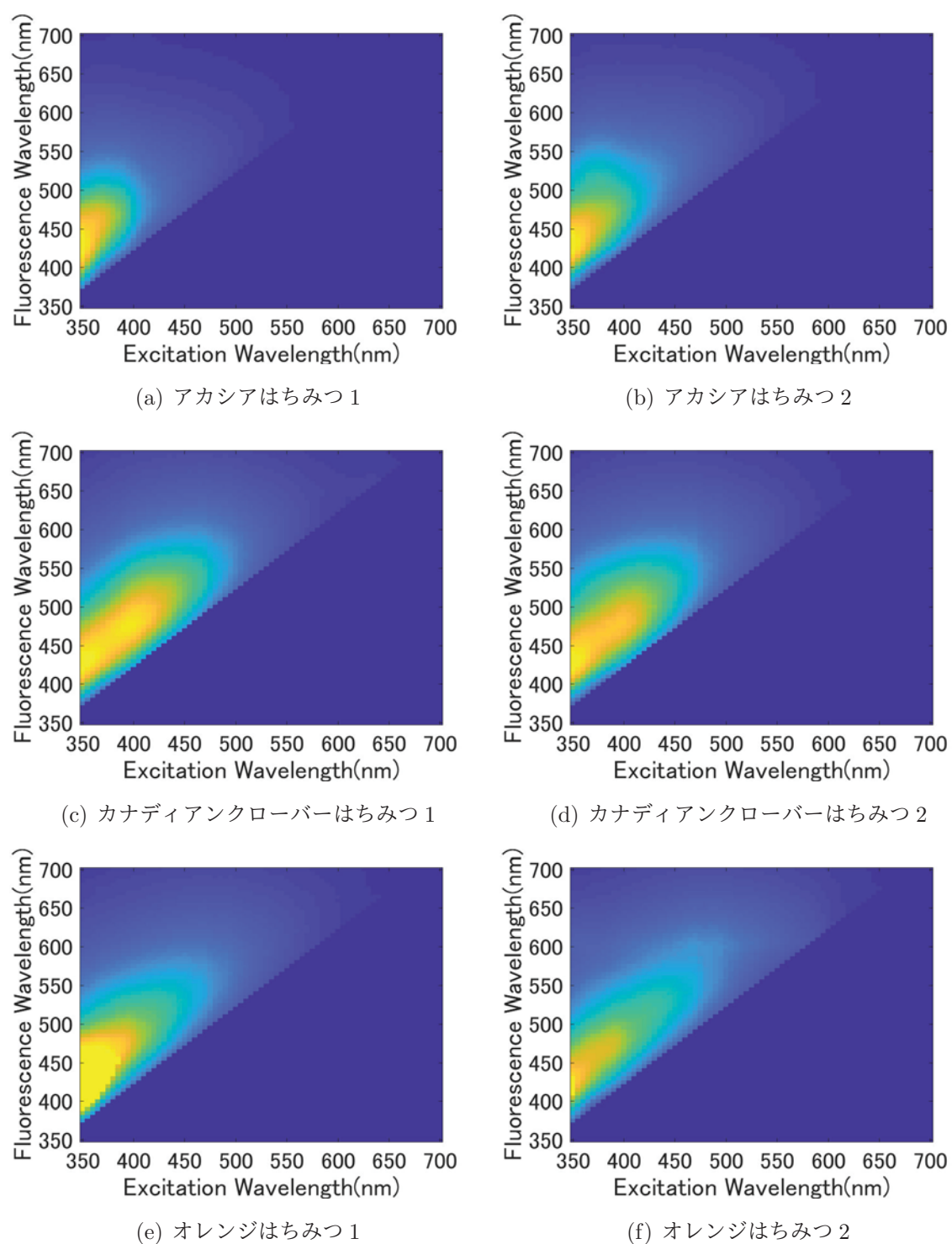


図 57: はちみつの励起・蛍光マトリクス

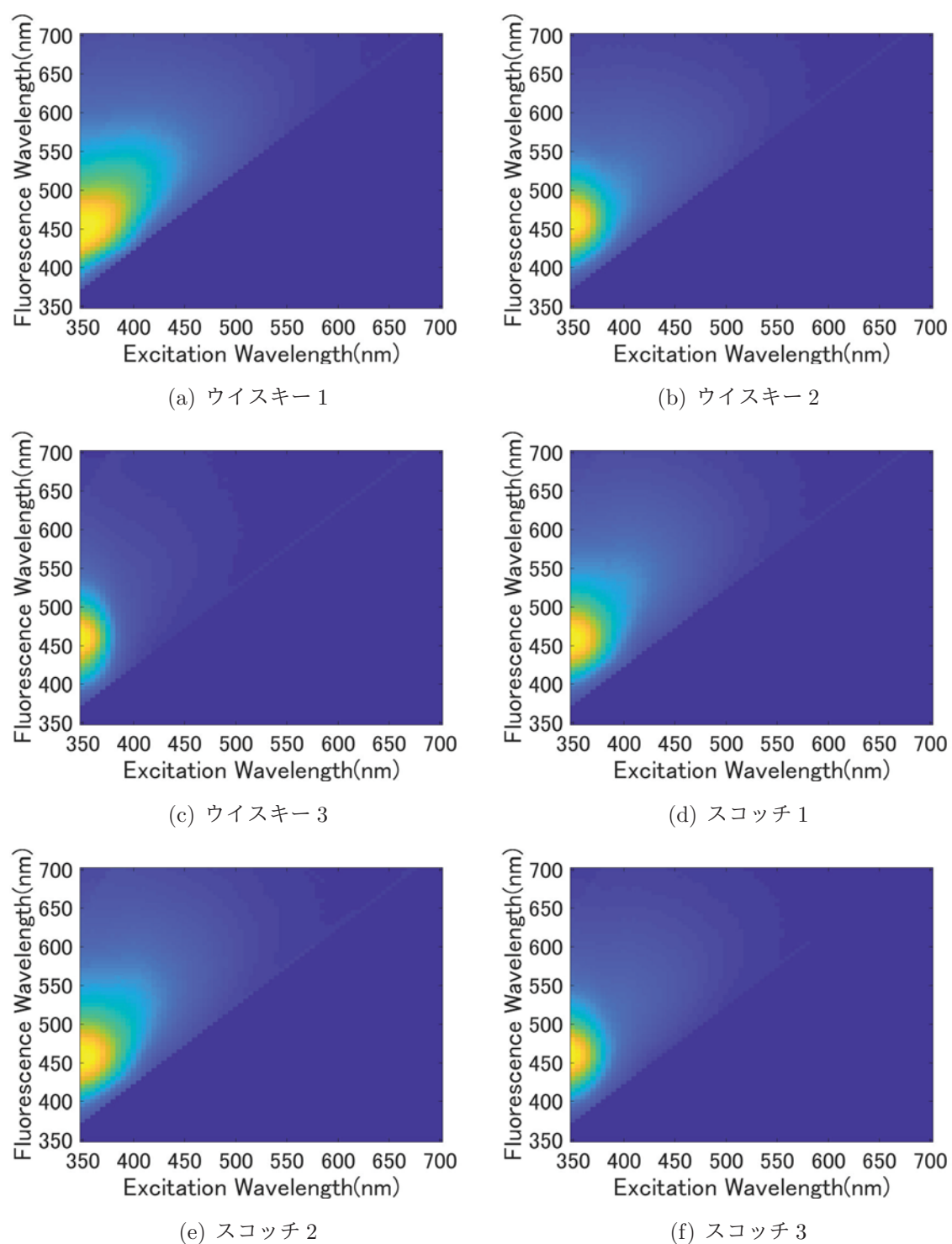


図 58: アルコールの励起・蛍光マトリクス (1)

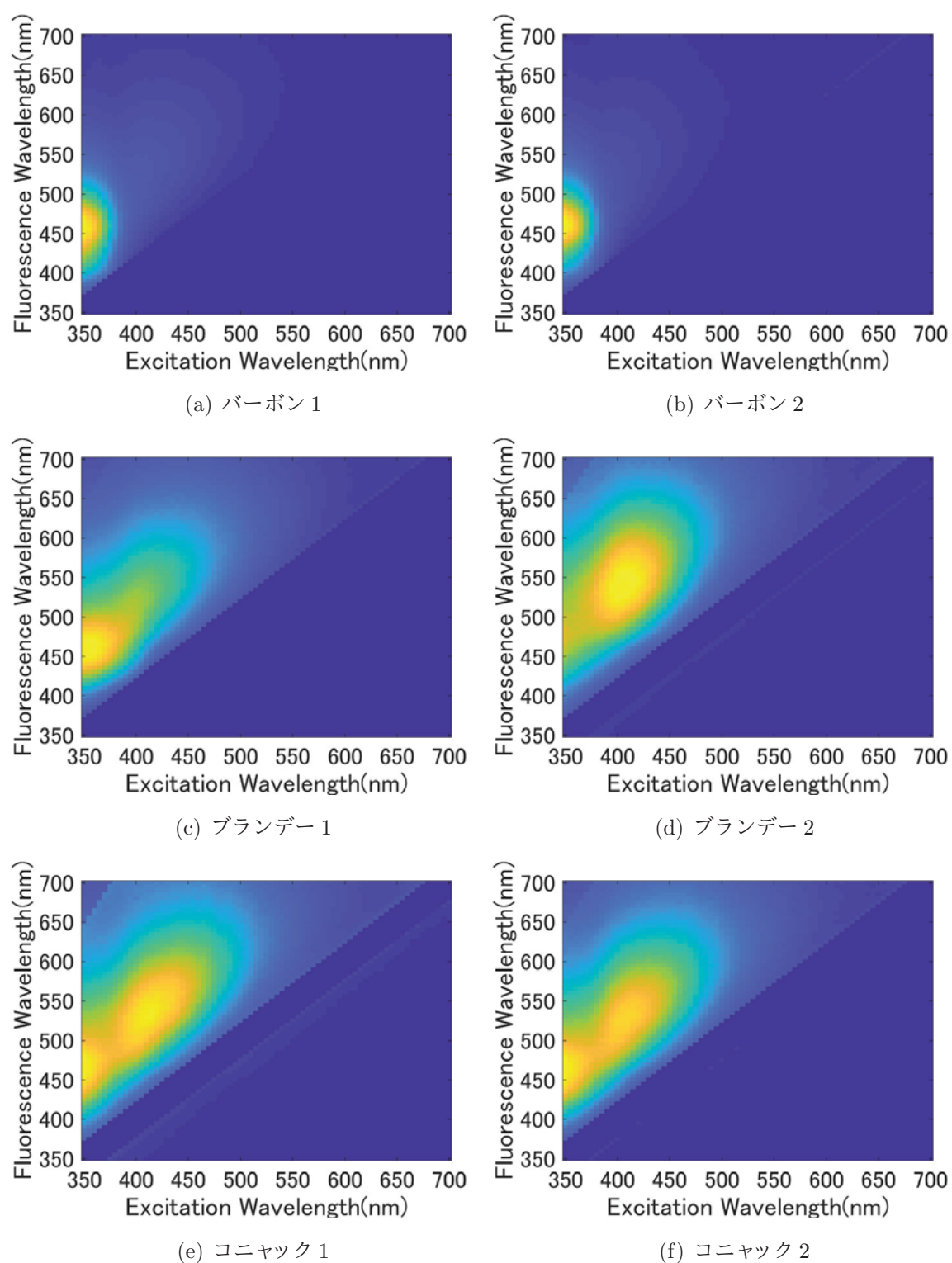
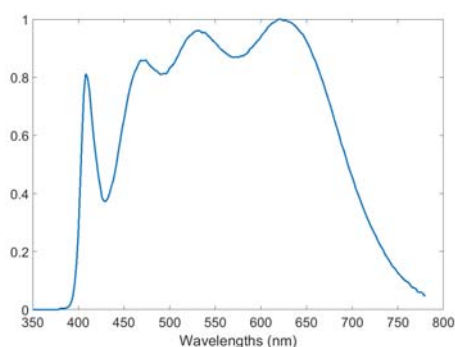


図 59: アルコールの励起・蛍光マトリクス (2)

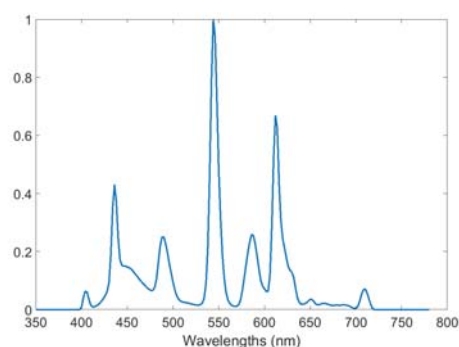
識別の学習データには上記の励起・蛍光マトリクスではなく、狭帯域波長光源下で撮影された 20×20 の RGB 画像を用いる。これは、350nm から 640nm の波長域において、10nm 刻みで狭帯域波長の光を照射した状態を RGB カメラ（POINTGREY GS3-U3-23S6）で撮影したものである。照射した狭帯域波長の光は事前に正規化している。また、ガンマ補正やホワイトバランスなどのカメラによる自動補正をすべてオフに設定して、カメラに入射した光の光量と画像の輝度値が線形な関係（明るさに関して線形な応答関数）になるように調整している。仮に線形な応答関数を有していない RGB カメラだとしても、事前にカメラの応答関数を計測しておけば、線形な応答関数を有している場合の輝度情報に補正することができる。

本実験では、一対一分類器 (one-versus-one classifier) により、データセットの複数種類のはちみつとアルコールを識別する。例えば、アカシアはちみつとカナディアンクローバーはちみつを識別する場合には、用意した四銘柄のアカシアはちみつとカナディアンクローバーはちみつの内の一銘柄ずつのデータから識別に最適な光源の分光分布とグレースケール化のための RGB の重みを学習する。そして、実際に学習により得られた光源の分光分布と RGB の重みを用いて、学習に用いなかった銘柄のアカシアはちみつとカナディアンクローバーはちみつの識別を行う。それぞれのデータセットは狭帯域波長光源下で撮影された 20×20 の RGB 画像なので、計 400 画素の RGB の輝度値から学習することになる。識別にも同カメラの 20×20 の RGB 画像を使用するので、400 ポイントの画素毎に識別結果が得られる。識別精度は同種類の異なった銘柄すべての識別結果の平均とする。アカシアはちみつは 4 銘柄用意したので、4 銘柄すべての識別結果の平均値がアカシアはちみつの識別精度となる。ただし、識別に用いる RGB 画像は学習データには含まれない。

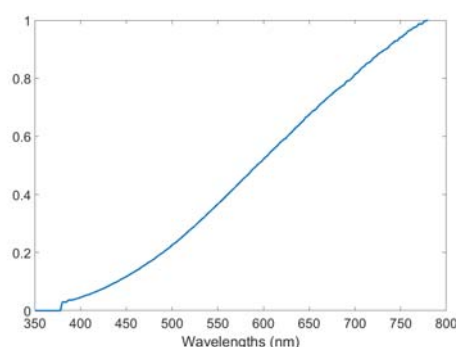
本提案手法の機械学習によりデザインされた識別に適した光源の分光分布を有効性を比較するために、図 60 に示す一般的な 3 種類の光源として 5000K の LED、蛍光灯、白熱電球を用いた識別を行う。式 (39) から、光源の分光分布を変化させずに、バイアス項と RGB の重みのみを学習することで、一般的な光源を用いたときの識別の超平面を導く。これにより一般的な光源と、学習によりデザインされた識別に適した光源下の識別精度の比較を行う。



(a) 5000K LED



(b) 蛍光灯



(c) 白熱電球

図 60: 一般的な光源の分光分布

7.3.2 シミュレーション実験

本提案手法の機械学習によりデザインされた分光分布を有する光源下で撮影された画像を疑似的に作成する．使用する RGB カメラの波長応答関数とデザインされた分光分布を加味し，10nm 刻みの分光画像を加算することで，RGB 画像化する．この画像と学習したグレースケール化の RGB の重みを式 (38) に適用することで，超平面上で識別を行う．

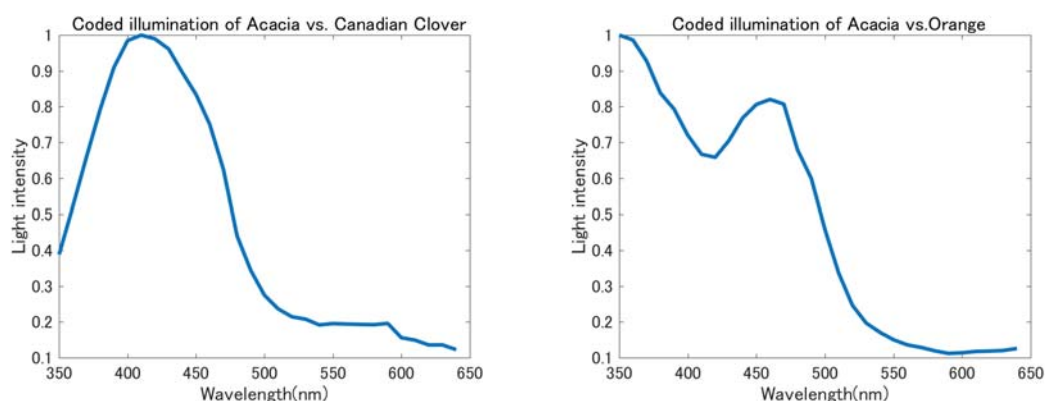
まず，植物の産地に基づく三種類のはちみつを対象としてシミュレーション画像実験の識別結果を表 1 に示す．5000K の LED，蛍光灯，白熱電球の一般的な光源下では，全く識別できていないことが分かる．一方，デザインされた光源下では，一般的な光源下に比べ，識別精度が向上している．アカシアはちみつとカナディアンクロバーはちみつの識別では，91%と高い精度を誇るが，カナディアンクロバーはちみつとオレンジはちみつの識別精度は，一般的な光源下での識別精度より少し高い程度

となっている。これは、カナディアンクローバーはちみつとオレンジはちみつの蛍光成分が酷似しているためである。図 57 の (c)-(f) のように、励起光と蛍光発光波長域が酷似していると、光源の分光分布を学習しても RGB の 3 チャンネルの情報からでは蛍光特性の違いを抽出することは難しい。

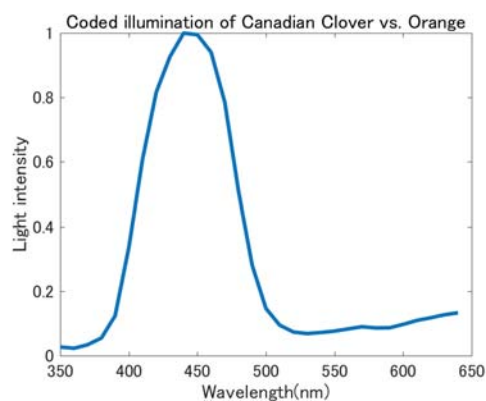
表 1: 3 種類のはちみつの識別精度

Classification/Illuminant	5000K LED	Fluorescent Light	Incandescent	Coded (Proposed)
Acacia vs. Canadian Clover	50.00%	50.67%	50.67%	91.17%
Acacia vs. Orange	40.00%	40.00%	40.00%	78.26%
Canadian Clover vs. Orange	41.67%	40.00%	45.00%	52.03%

図 61 に提案手法によりデザインされたはちみつの識別に適切な光源の分光分布を示す。強く吸収している、あるいは蛍光発光している光の波長領域の差が顕著に表れるように光源の分光分布がデザインされていることが分かる。



(a) アカシアはちみつとカナディアンクローバーはちみつの識別
(b) アカシアはちみつとオレンジはちみつの識別



(c) カナディアンクローバーはちみつとオレンジはちみつの識別

図 61: 学習によりデザインされたはちみつの識別用の光源の分光分布

次に、ウイスキーとブランデーの識別結果を表2に示す。ウイスキーはビールを蒸留したもので、ブランデーはワインを蒸留したものである。スコッチは英国スコットランドで製造されるウイスキーで、バーボンアメリカ合衆国ケンタッキー州を中心に生産されるウイスキーを指す。また、コニャックはフランスの街コニャックで生産されるブランデーの一種である。そのため、ここではウイスキー群にスコッチ、バーボン、ウイスキーが属し、ブランデー群にコニャック、ブランデーが属するものとする。バーボンとブランデーの識別は精度が71%程で精度は良くないが、他の組み合わせでは精度が90%以上で精度良く識別ができています。特に、スコッチとコニャックの識別精度は100%を誇る。ただし、一般的な光源下では全く識別できずにすべての画素をウイスキー郡と識別した結果、ウイスキー群とブランデー群のデータセットの数

により識別精度がすべて 66.67%となっている。

図 58 と図 59 の励起・蛍光マトリクスから分かるように，スコッチとコニャックの蛍光特性は大きく異なる．そのため，一般的な光源下では全く識別できない対象も，容易に識別を行うことが可能となる．

表 3 はウイスキー群に属するアルコールの識別結果である．ウイスキー，スコッチ，バーボンは同じウイスキーに属し，蛍光特性が酷似しているため，識別するのが難しい．しかし，一般的な光源下での識別よりも学習した分光分布の光源下では高い識別精度を誇っている．3 チャンネルの RGB カメラではなく，よりチャンネル数が多いカメラを使用すれば，ウイスキー群の識別精度も格段に向上すると思われる．

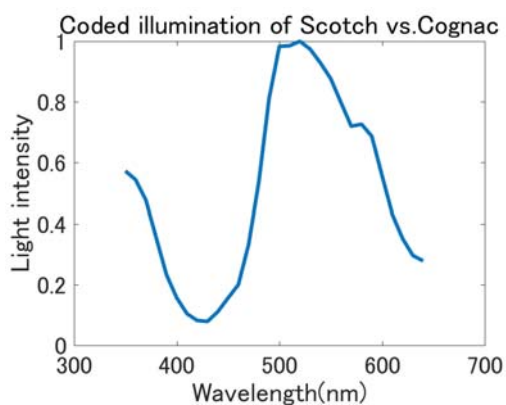
表 2: ウイスキー郡とバーボン郡によるアルコールの識別精度

Classification/Illuminant	5000K LED	Fluorescent Light	Incandescent	Coded (Proposed)
Scotch vs. Cognac	66.67%	66.67%	66.67%	100.00%
Bourbon vs. Brandy	66.67%	66.67%	66.67%	71.44%
Bourbon vs. Cognac	66.67%	66.67%	66.67%	95.97%
Scotch vs. Brandy	66.67%	66.67%	66.67%	99.43%
Whisky vs. Cognac	66.67%	66.67%	66.67%	99.50%
Whisky vs. Brandy	66.67%	66.67%	66.67%	93.00%

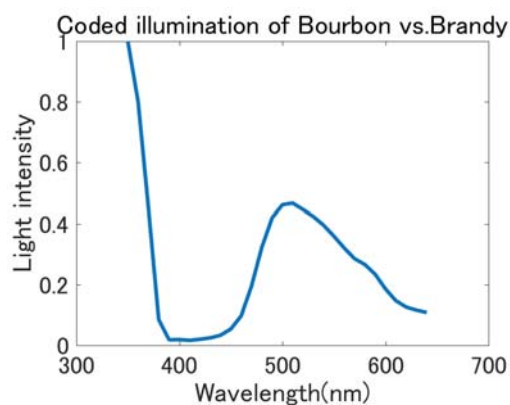
表 3: ウイスキー郡内でのアルコールの識別精度

Classification/Illuminant	5000K LED	Fluorescent Light	Incandescent	Coded (Proposed)
Whisky vs. Bourbon	52.58%	50.00%	44.27%	61.10%
Whisky vs. Scotch	50.00%	50.00%	55.00%	77.30%
Scotch vs. Bourbon	50.00%	50.00%	50.00%	58.16%

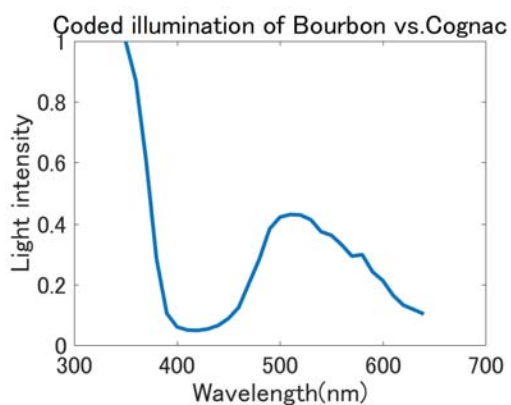
図 62 と図 63 に，提案手法によりデザインされたアルコールの識別に適切な光源の分光分布を示す．



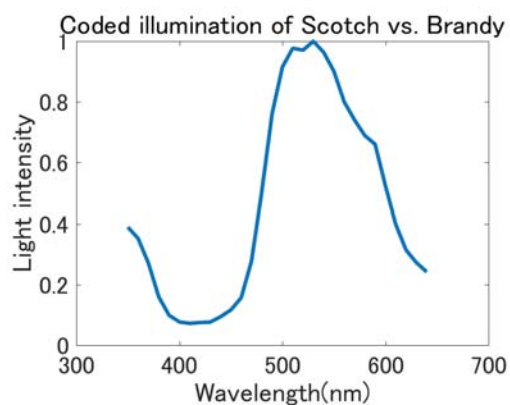
(a) スコットとコニャックの識別



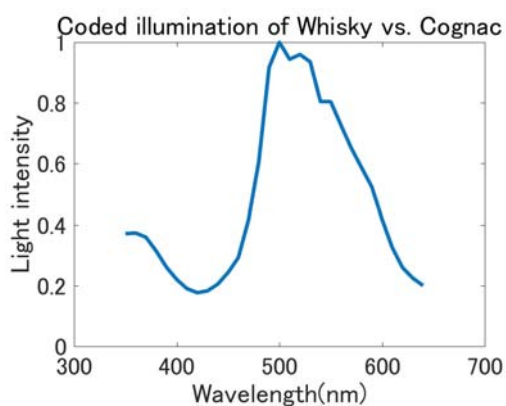
(b) バーボンとブランデーの識別



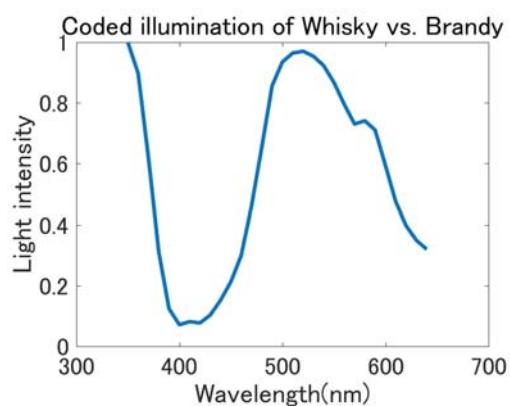
(c) バーボンとコニャックの識別



(d) スコッチとブランデーの識別



(e) ウイスキーとコニャックの識別



(f) ウイスキーとブランデーの識別

図 62: 学習によりデザインされたアルコールの識別用の光源の分光分布 (1)

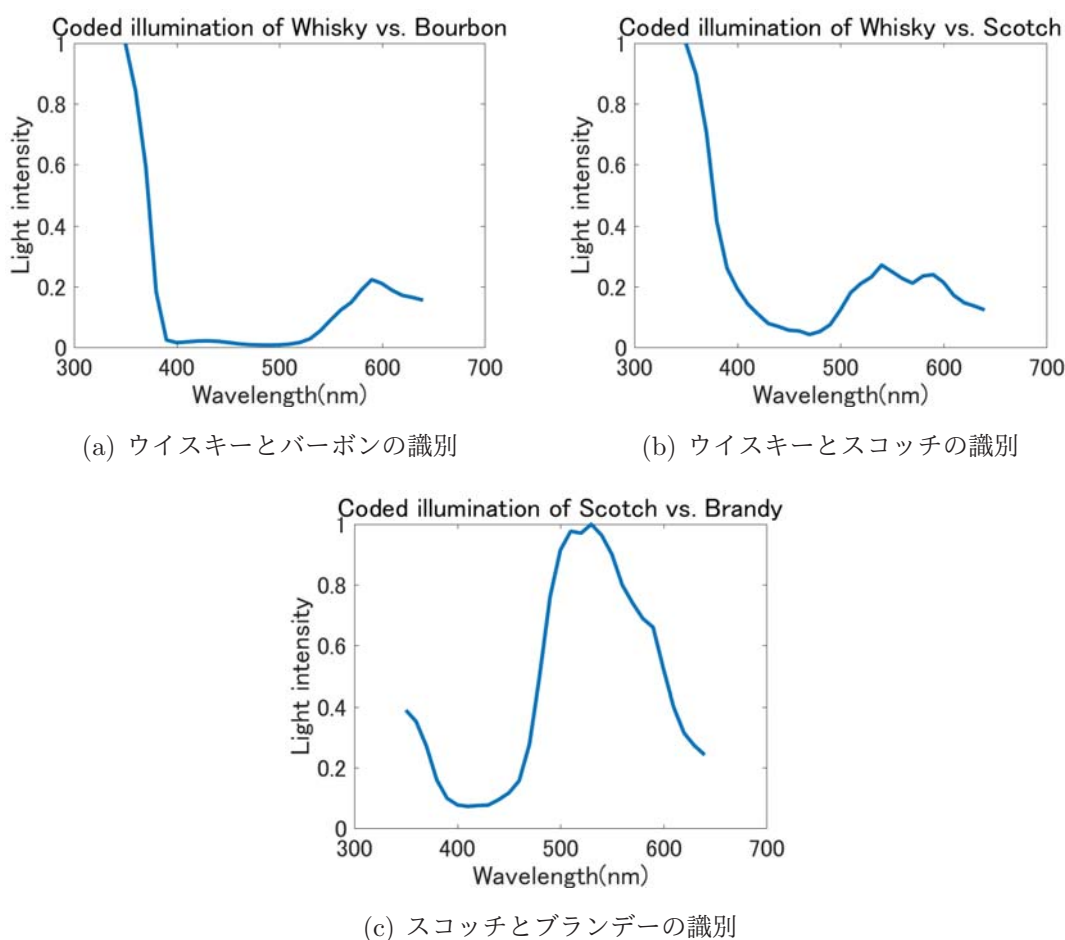


図 63: 学習によりデザインされたアルコールの識別用の光源の分光分布 (2)

ここまで、一対一分類器 (One-versus-One Classifier) により、二種類の物質の二項分類 (Binary Classification) による識別結果を紹介してきたが、本提案手法は複数クラスを識別することも可能である。一般的に、複数クラスの識別は複数回の二項分類を適用することで実行できる。式 (39) から、一枚の画像における分類のための超平面 V を導き出すことができる。これにより、学習により導き出された分光分布を有する光源下で撮影された一枚の画像と、グレイスケール化のための RGB の重みづけ w_{vr} , w_{vg} , w_{vb} , バイアス項 b_v をそれぞれの二項分類の超平面 v に対して学習することで、複数種類の識別が可能になる。一枚の画像から複数種類の物質を識別するので、光源の分光分布は一種類だが、RGB の重みづけ w_{vr} , w_{vg} , w_{vb} とバイアス項 b_v は、それぞれの超平面 v に対して学習し、識別に用いることができる。表 4 に四つのクラスにアルコールを分類した際の識別精度を示す。

表 4 から、提案手法によりアルコールを四つのクラスに識別することが可能である

表 4: 4 クラスに分類した際のアルコールの識別精度

Classification/Illuminant	Coded (Proposed)
Whisky vs. Scotch vs. Bourbon vs. Brandy	55.10%
Whisky vs. Scotch vs. Bourbon vs. Cognac	51.04%
Whisky vs. Scotch vs. Brandy vs. Cognac	62.65%
Whisky vs. Bourbon vs. Brandy vs. Cognac	68.93%
Scotch vs. Bourbon vs. Brandy vs. Cognac	64.84%

ことが分かる．一般的な光源を使用し，光源の分光分布を学習しない場合には，四つのクラスにアルコールを全く識別できず，すべてを同じアルコールとして出力する．そのため，識別精度は25%程になる．しかし，提案手法による識別精度は50%以上を誇る．

以上のシミュレーション画像実験から，同じクラスに属する蛍光特性の違いが大きい時と，識別する2つのクラスの蛍光特性が酷似している場合に，識別精度が下がる傾向がある．しかし，識別に適した光源の分光分布を学習する提案手法は，一般的な光源を使用した場合に比べて高い精度で蛍光物質を含む材質を識別できることが分かった．そして，学習データとは異なる同クラスの物質を識別できていることから，励起波長および蛍光発光波長の特性は物質の種類毎の識別に有効であることが分かった．

7.3.3 実画像による識別

これまで，提案手法でデザインした分光分布の光源下で撮影された画像を，狭帯域波長光源下で撮影されたRGB画像から擬似的に作成したシミュレーション実験結果を紹介した．次に，実際にデザインした分光分布を有する光を作り，その光源下で撮影されたRGB画像を用いた識別を行う．デザインした分光分布を有する光を出力するために，NIKON製の多波長可変光源ELS-VISを使用する．この光源は，5nm間隔で狭帯域波長の光量を調整することで，可視光域における任意の分光分布の光を出力することができる．この光源下で，学習データの取得に用いたカメラと同型のRGBカメラ（POINTGREY GS3-U3-23S6）で実画像を取得する．Nikon製の多波長可変光源ELS-VISとRGBカメラを用いた実画像撮影の様子を図64に示す．

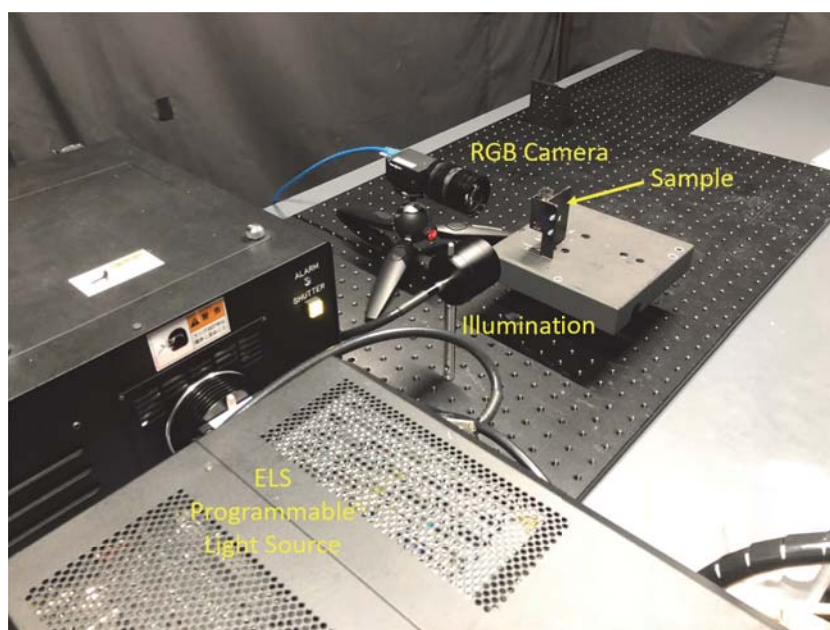


図 64: 多波長可変光源 ELS-VIS と RGB カメラを用いた実画像実験のセットアップ

図 64 のセットアップを用いた実画像実験（Programmable Light Source）とシミュレーション画像実験（Ideal）の識別結果を表 5 に示す．白色光源下では同色に見えるデータセットとして用意したはちみつとアルコールは，蛍光発光が微弱でさらに紫外線を励起波長とする蛍光特性のものが多い．しかし，多波長可変光源 ELS-VIS は紫外線領域の光を強く照射することができない．そのため，提案手法での学習の結果，紫外線を強く含まない分光分布の光から識別可能となるアカシアはちみつとカナディアンクローバーの識別とバーボンとスコッチの識別を実画像から行い，精度を比較する．この二種類の識別においては，シミュレーション画像実験と同程度の高い精度で，実画像からの識別に成功している．

表 5: シミュレーション画像実験と実画像実験の比較

	Ideal	Programmable Light Source
Acacia vs. Canadian Clover	92.69%	85.96%
Bourbon vs. Scotch	85.06%	85.75%

7.4 蛍光特性を利用した物質識別手法の考察

本章では，吸光・蛍光発光特性を特徴量として活用した物質識別手法を提案した．この手法は，蛍光物質に吸収された光の分光分布と，発光した光の分光分布の関係性を学習し，RGB 画像による識別に適した光源の分光分布と RGB の重みを導き出す．これにより，通常の白色光源下からは抽出するのが困難な吸光・蛍光発光特性を RGB 画像から取得し，反射光成分だけでは識別できない物質の識別を可能にしている．また，一般的に吸光・蛍光発光特性の特徴量を抽出するには，特殊な装置を用いて計測に長時間を要するが，本提案手法では一枚の RGB 画像から識別に必要な吸光・蛍光発光特性の特徴量を抽出することができる．そして，単点計測ではなく，画像の画素毎に識別を行うので，空間的に物質の識別を行うことができる．

本提案手法は，環境光がない状況を想定している．そのため，撮影画像に環境光が含まれると，蛍光発光成分に比べ，反射光成分が強くなり，吸光・蛍光発光特性の特徴量を正確に抽出できないことが考えられる．そこで，環境光の成分を除去するために，環境光のみを光源としたときの画像を用いることを検討する．この画像から環境光による反射光成分，蛍光発光成分を抽出し，環境光を含んだ識別用の画像から差し引くことで，吸光・蛍光発光特性の特徴量を協調することができる．

第8章 結論

8.1 本論文のまとめ

本論文では、物質による光の吸収特性を利用して、水に光が吸収された時の光の減衰を特徴量として用いた形状推定手法と、吸光・蛍光発光特性を特徴量として用いた物質識別手法を提案した。反射光成分のみでは推定できない物質を対象としたときに、物質による光の吸収量および吸光・蛍光発光特性を用いることで、形状推定および物質識別を可能にしている。

形状推定手法は、近赤外線領域の波長間における光の吸収割合の差、または光路長さによる光の吸収割合の比を利用することで、対象物体の反射特性の影響を受けずに、深度を推定する。低コストの既製のハードウェアを使用して、カメラシステムを構築し、複雑な反射特性を持つ物体や動的に変形する物体、反射光成分に特徴量がない物体の形状を推定できることが分かった。

物質識別手法は、反射光成分に加えて、吸光および蛍光発光の分光分布の関係性を学習し、RGB 画像から識別に最適な光源の分光分布と RGB の重みを導き出す。この光源下で撮影された RGB 画像から吸光・蛍光発光特性を抽出し、反射光成分だけでは識別が難しい物質の識別を可能にする。シミュレーション画像実験および実画像実験から、提案手法の有効性を確認した。

8.2 今後の課題

水に光が吸収された時の光の減衰を特徴量として用いた形状推定手法は、海中の調査に有用だと考えられる。色情報における特徴量の少ない海底や、半透明で正反射成分が強い特殊な反射特性を持つ海洋生物を本提案手法を用いることで正確に形状復元することが可能となれば、海洋学、地理学、生物学などの学問の領域への貢献が期待できる。本論文では、水には不純物が含まれていないことを想定していたが、海水を対象とする場合には浮遊物や気泡による光の散乱現象による影響を考慮する必要がある。また、水による光の吸収係数は、温度や溶解物の濃度に依存している。そのため、

正確に水深推定するには、海水の状況毎に吸収係数を事前に測定する必要がある。また、海中には蛍光物質を有した海洋生物や植物が多く存在するため、吸光・蛍光発光特性を特徴量として用いた物質識別手法も海中での活用が期待できる。空気中と違い、海中は可視光域の光も多少は吸収するため、光の吸収割合を考慮した分光分布の光を識別対象に照射する必要がある。光の吸収割合を取得するためにも、海中での正確な深度推定が必要となる。

提案手法は、水による光の吸収に限らず、他の物質の光の吸収特性を活用できる。例えば、油にも近赤外線領域に吸収係数が大きく変化する波長域があるため、油の吸収特性を活用することも可能である。そのため、工場の生産工程自動化システムにおける製品の傷検出や異物検出などの品質検査にも応用できると思われる。また、蛍光の吸光・発光特性を活用することで、生産物の産地や種類を高速に自動識別システムへの応用が期待できる。本論文では、可視光から近赤外線の波長域の活用を検討したが、より広い対象を正確に扱い、様々な分野へ応用するために、紫外線および赤外線の波長域の吸収特性を統合的に活用したアルゴリズムの開発が課題となる。

謝辞

本博士論文は，筆者が東京工業大学工学院情報通信系情報通信コース博士課程在学中に，佐藤いまり研究室において行った研究をまとめたものです．本研究に関してご指導いただきました佐藤いまり教授、金子寛彦教授に心より感謝いたします．本論文をご精読いただき，ご意見を頂きました本学の金子寛彦教授，山口雅浩教授，熊澤逸夫教授，渡辺義浩准教授，永井岳大准教授に深謝いたします

そして情報学研究所の Yinqiang Zheng 准教授，京都大学の西野恒教授，延原章平先生，九州工業大学の岡部孝弘教授，埼玉大学 Antony Lam 助教のご協力なしには，研究を進めることは出来ませんでした．心より深謝しております．

最後に，様々なアドバイスを頂いた研究室の皆様，支えとなっていた家族や友人に感謝いたします．

参考文献

- [1] D. Akkaynak and T. Treibitz. A revised underwater image formation model. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 6723–6732, 2018.
- [2] D. Akkaynak, T. Treibitz, T. Shlesinger, Y. Loya, R. Tamir, and D. Iluz. What is the space of attenuation coefficients in underwater computer vision? In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 4931–4940, 2017.
- [3] K. Barnard. Color constancy with fluorescent surfaces. In *Color and Imaging Conference*, volume 1999, pages 257–261. Society for Imaging Science and Technology, 1999.
- [4] S. T. Barnard and M. A. Fischler. Computational stereo. Technical report, SRI INTERNATIONAL MENLO PARK CA ARTIFICIAL INTELLIGENCE CENTER, 1982.
- [5] S. Barsky and M. Petrou. The 4-source photometric stereo technique for three-dimensional surfaces in the presence of highlights and shadows. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(10):1239–1252, 2003.
- [6] R. Basri, D. Jacobs, and I. Kemelmacher. Photometric stereo with general, unknown lighting. *International Journal of Computer Vision*, 72(3):239–257, 2007.
- [7] J. Batlle, E. Mouaddib, and J. Salvi. Recent progress in coded structured light as a technique to solve the correspondence problem: a survey. *Pattern recognition*, 31(7):963–982, 1998.
- [8] G. Bergmann. Weak localization in thin films: a time-of-flight experiment with conduction electrons. *Physics Reports*, 107(1):1–58, 1984.

- [9] H. Blasinski, J. Farrell, and B. Wandell. Designing illuminant spectral power distributions for surface classification. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, July 2017.
- [10] M. Born and E. Wolf. *Principles of optics: electromagnetic theory of propagation, interference and diffraction of light*. Elsevier, 2013.
- [11] D. Chabreyrie, S. Chauvet, F. Guyon, M.-H. Salagoïty, J.-F. Antinelli, and B. Medina. Characterization and quantification of grape variety by means of shikimic acid concentration and protein fingerprint in still white wines. *Journal of agricultural and food chemistry*, 56(16):6785–6790, 2008.
- [12] V. Chari and P. Sturm. Multiple-view geometry of the refractive plane. In *BMVC 2009-20th British Machine Vision Conference*, pages 1–11. The British Machine Vision Association (BMVA), 2009.
- [13] C. Cortes and V. Vapnik. Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3):273–297, 1995.
- [14] A. Dancu, M. Fourgeaud, Z. Franjic, and R. Avetisyan. Underwater reconstruction using depth sensors. In *SIGGRAPH Asia 2014 Technical Briefs*, page 2. ACM, 2014.
- [15] D. T. Delpy, M. Cope, P. van der Zee, S. Arridge, S. Wray, and J. Wyatt. Estimation of optical pathlength through tissue from direct time of flight measurement. *Physics in Medicine & Biology*, 33(12):1433, 1988.
- [16] É. Dufour, J. P. Frencia, and E. Kane. Development of a rapid method based on front-face fluorescence spectroscopy for the monitoring of fish freshness. *Food Research International*, 36(5):415–423, 2003.
- [17] R. Fattal. Single image dehazing. *ACM transactions on graphics (TOG)*, 27(3):72, 2008.
- [18] P. Favaro. Depth from focus/defocus. *document dated Jun, 25, 2002*.
- [19] P. Favaro and S. Soatto. Learning shape from defocus. In *European Conference on Computer Vision*, pages 735–745. Springer, 2002.

- [20] P. Favaro and S. Soatto. A geometric approach to shape from defocus. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(3):406–417, 2005.
- [21] P. Favaro, S. Soatto, M. Burger, and S. J. Osher. Shape from defocus via diffusion. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 30(3):518–531, 2008.
- [22] R. T. Frankot and R. Chellappa. A method for enforcing integrability in shape from shading algorithms. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 10(4):439–451, 1988.
- [23] Y. Fu, A. Lam, I. Sato, T. Okabe, and Y. Sato. Separating reflective and fluorescent components using high frequency illumination in the spectral domain. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 457–464, 2013.
- [24] Y. Fujimura, M. Iiyama, A. Hashimoto, and M. Minoh. Photometric stereo in participating media considering shape-dependent forward scatter. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 7445–7453, 2018.
- [25] J. Gregson, I. Ihrke, N. Thuerey, and W. Heidrich. From capture to simulation: connecting forward and inverse problems in fluids. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 33(4):139, 2014.
- [26] J. Gu and C. Liu. Discriminative illumination: Per-pixel classification of raw materials based on optimal projections of spectral brdf. In *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 797–804. IEEE, 2012.
- [27] M. Hansard, S. Lee, O. Choi, and R. P. Horaud. *Time-of-flight cameras: principles, methods and applications*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [28] R. Hartley and A. Zisserman. *Multiple view geometry in computer vision*. Cambridge university press, 2003.
- [29] R. I. Hartley and P. Sturm. Triangulation. *Computer vision and image understanding*, 68(2):146–157, 1997.

- [30] K. He, J. Sun, and X. Tang. Single image haze removal using dark channel prior. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 33(12):2341–2353, 2011.
- [31] K. Ikeuchi. Determining surface orientations of specular surfaces by using the photometric stereo method. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (6):661–669, 1981.
- [32] K. Ikeuchi and B. K. Horn. Numerical shape from shading and occluding boundaries. *Artificial intelligence*, 17(1-3):141–184, 1981.
- [33] B. Jähne, J. Klinke, and S. Waas. Imaging of short ocean wind waves: a critical theoretical review. *JOSA A*, 11(8):2197–2209, 1994.
- [34] H. Jin and P. Favaro. A variational approach to shape from defocus. In *European Conference on Computer Vision*, pages 18–30. Springer, 2002.
- [35] A. Jordt-Sedlazeck and R. Koch. Refractive structure-from-motion on underwater images. In *Proceedings of the IEEE international Conference on Computer Vision*, pages 57–64, 2013.
- [36] R. Karoui, E. Dufour, R. Schoonheydt, and J. De Baerdemaeker. Characterisation of soft cheese by front face fluorescence spectroscopy coupled with chemometric tools: Effect of the manufacturing process and sampling zone. *Food Chemistry*, 100(2):632–642, 2007.
- [37] G. Katzir and N. Intrator. Striking of underwater prey by a reef heron, *egrettaularis schistacea*. *Journal of Comparative Physiology A*, 160(4):517–523, 1987.
- [38] R. Kawahara, S. Nobuhara, and T. Matsuyama. Dynamic 3d capture of swimming fish by underwater active stereo. *Methods in Oceanography*, 17:118–137, 2016.
- [39] H. Kawasaki, H. Nakai, H. Baba, R. Sagawa, and R. Furukawa. Calibration technique for underwater active oneshot scanning system with static pattern projector and multiple cameras. In *2017 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pages 302–310. IEEE, 2017.

- [40] L. Kratz and K. Nishino. Factorizing scene albedo and depth from a single foggy image. *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, pages 1701–1708, 2009.
- [41] A. Lam and I. Sato. Spectral modeling and relighting of reflective-fluorescent scenes. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1452–1459, 2013.
- [42] L. Lenhardt, I. Zeković, T. Dramićanin, M. D. Dramićanin, and R. Bro. Determination of the botanical origin of honey by front-face synchronous fluorescence spectroscopy. *Applied spectroscopy*, 68(5):557–563, 2014.
- [43] C. Liu and J. Gu. Discriminative illumination: Per-pixel classification of raw materials based on optimal projections of spectral brdf. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 36(1):86–98, 2013.
- [44] D. Marr and T. Poggio. Cooperative computation of stereo disparity. *Science*, 194(4262):283–287, 1976.
- [45] Z. Murez, T. Treibitz, R. Ramamoorthi, and D. Kriegman. Photometric stereo in a scattering medium. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 3415–3423, 2015.
- [46] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. Vision and the atmosphere. *International Journal of Computer Vision*, 48(3):233–254, 2002.
- [47] S. G. Narasimhan, S. K. Nayar, B. Sun, and S. J. Koppal. Structured light in scattering media. In *Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference on*, volume 1, pages 420–427. IEEE, 2005.
- [48] K. Nishino, L. Kratz, and S. Lombardi. Bayesian defogging. *International journal of computer vision*, 98(3):263–278, 2012.
- [49] O. Özyeşil, V. Voroninski, R. Basri, and A. Singer. A survey of structure from motion*. *Acta Numerica*, 26:305–364, 2017.
- [50] J. P. Queiroz-Neto, R. Carceroni, W. Barros, and M. Campos. Underwater stereo. In *Computer Graphics and Image Processing, 2004. Proceedings. 17th Brazilian Symposium on*, pages 170–177. IEEE, 2004.

- [51] V. S. Ramachandran. Perception of shape from shading. *Nature*, 331(6152):163, 1988.
- [52] E. Rouy and A. Tourin. A viscosity solutions approach to shape-from-shading. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 29(3):867–884, 1992.
- [53] H. Saito, H. Kawamura, and M. Nakajima. 3d shape measurement of underwater objects using motion stereo. In *Proceedings of IECON'95-21st Annual Conference on IEEE Industrial Electronics*, volume 2, pages 1231–1235. IEEE, 1995.
- [54] J. Salvi, J. Pages, and J. Batlle. Pattern codification strategies in structured light systems. *Pattern recognition*, 37(4):827–849, 2004.
- [55] D. Scharstein and R. Szeliski. High-accuracy stereo depth maps using structured light. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings. 2003 IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages I–I. IEEE, 2003.
- [56] Y. Y. Schechner, S. G. Narasimhan, and S. K. Nayar. Instant dehazing of images using polarization. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages I–I. IEEE, 2001.
- [57] J. L. Schonberger and J.-M. Frahm. Structure-from-motion revisited. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 4104–4113, 2016.
- [58] J. Sugiyama, K. Fujita, M. Yoshimura, M. Tsuta, M. Shibata, and M. Kokawa. Detection of food hazards using fluorescence fingerprint. *IFAC Proceedings Volumes*, 46(18):70–74, 2013.
- [59] J. Sun, N.-N. Zheng, and H.-Y. Shum. Stereo matching using belief propagation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, (7):787–800, 2003.
- [60] R. T. Tan. Visibility in bad weather from a single image. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, pages 1–8. IEEE, 2008.

- [61] P. Tresadern and I. Reid. Articulated structure from motion by factorization. In *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, volume 2, pages 1110–1115. IEEE, 2005.
- [62] C. Tsotsios, M. E. Angelopoulou, T.-K. Kim, and A. J. Davison. Backscatter compensated photometric stereo with 3 sources. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 2251–2258, 2014.
- [63] S. Ullman. The interpretation of structure from motion. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B. Biological Sciences*, 203(1153):405–426, 1979.
- [64] C. Wang and T. Okabe. Joint optimization of coded illumination and grayscale conversion for one-shot raw material classification. In *British Machine Vision Conference (BMVC)*, 2017.
- [65] M. Watanabe and S. K. Nayar. Rational filters for passive depth from defocus. *International Journal of Computer Vision*, 27(3):203–225, 1998.
- [66] W. Wiley and I. H. McLaren. Time-of-flight mass spectrometer with improved resolution. *Review of Scientific Instruments*, 26(12):1150–1157, 1955.
- [67] R. J. Woodham. Photometric method for determining surface orientation from multiple images. *Optical engineering*, 19(1):191139–191139, 1980.
- [68] T. Yano, S. Nobuhara, and T. Matsuyama. 3d shape from silhouettes in water for online novel-view synthesis. *IPSP Transactions on Computer Vision and Applications*, 5(0):65–69, 2013.
- [69] K. Yoshida and S. Hirose. Laser triangulation range finder available under direct sunlight. *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*, 24(5):445–451, 1988.
- [70] D. C. Yuen and B. A. MacDonald. Vision-based localization algorithm based on landmark matching, triangulation, reconstruction, and comparison. *IEEE Transactions on robotics*, 21(2):217–226, 2005.
- [71] C. Zhang and I. Sato. Image-based separation of reflective and fluorescent components using illumination variant and invariant color. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 35(12):2866–2877, 2012.

- [72] L. Zhang, B. Curless, and S. M. Seitz. Rapid shape acquisition using color structured light and multi-pass dynamic programming. In *3D Data Processing Visualization and Transmission, 2002. Proceedings. First International Symposium on*, pages 24–36. IEEE, 2002.
- [73] R. Zhang, P.-S. Tsai, J. E. Cryer, and M. Shah. Shape-from-shading: a survey. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 21(8):690–706, 1999.
- [74] S. Zhang and S. Negahdaripour. 3-d shape recovery of planar and curved surfaces from shading cues in underwater images. *IEEE journal of oceanic engineering*, 27(1):100–116, 2002.
- [75] Z. Zhang. A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 22, 2000.
- [76] Y. Zheng, Y. Fu, A. Lam, I. Sato, and Y. Sato. Separating fluorescent and reflective components by using a single hyperspectral image. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 3523–3531, 2015.
- [77] S. Zhuo and T. Sim. Defocus map estimation from a single image. *Pattern Recognition*, 44(9):1852–1858, 2011.

研究業績リスト

博士論文の研究業績

原著論文（査読あり）

1. Yuta Asano, Yinqiang Zheng, Ko Nishino, Imari Sato; Depth Sensing by Near-Infrared Light Absorption in Water. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020.

国際会議（査読あり）

1. ○Yuta Asano, Misaki Meguro, Chao Wang, Antony Lam, Yinqiang Zheng, Takahiro Okabe, Imari Sato; Coded Illumination and Imaging for Fluorescence Based Classification. The European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018, pp. 502-516.
2. ○Yuta Asano, Yinqiang Zheng, Ko Nishino, Imari Sato; Shape from Water: Bispectral Light Absorption for Depth Recovery. The European Conference on Computer Vision (ECCV), 2016, pp. 635-649.

特許

1. 形状測定装置及び方法，基礎出願番号：62/405512

博士論文以外の研究業績

原著論文（査読あり）

1. Hiroki Okawa, Mihoko Shimano, Yuta Asano, Ryoma Bise, Ko Nishino, Imari Sato. Estimation of Wetness and Color From A Single Multispectral Image.

Special Issue dedicated to outstanding papers from CVPR 2017, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019.

国際会議（査読あり）

1. ○ Ko Nishino, Art Subpa-Asa, Yuta Asano, Mihoko Shimano, Imari Sato; Variable Ring Light Imaging: Capturing Transient Subsurface Scattering with An Ordinary Camera. The European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018, pp. 502-516.
2. ○ Mihoko Shimano, Hiroki Okawa, Yuta Asano, Ryoma Bise, Ko Nishino, Imari Sato; Wetness and Color from A Single Multispectral Image. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (CVPR), 2017, pp. 3967-3975.
3. ○ Misaki Meguro, Yuta Asano, Yinqiang Zheng, Imari Sato; Visibility enhancement of fluorescent substance under ambient illumination using flash photography. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2017, pp. 1622-1626.

招待講演

1. Mihoko Shimano, ○ Hiroki Okawa, Yuta Asano, Ryoma Bise, Ko Nishino, Imari Sato. Wetness and Color from A Single Multispectral Image (CVPR2017). 第20回 画像の認識・理解シンポジウム, 2017.