

論文 / 著書情報
Article / Book Information

題目(和文)	濡れや相互反射を考慮した分光特性推定に関する研究
Title(English)	
著者(和文)	大川拓樹
Author(English)	Hiroki Okawa
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11234号, 授与年月日:2019年6月30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11234号, Conferred date:2019/6/30, Degree Type:Course doctor, Examiner:,,,,,
学位種別(和文)	博士論文
Type(English)	Doctoral Thesis

博士論文

濡れや相互反射を考慮した 分光特性推定に関する研究



東京工業大学
工学院
情報通信系

16D10540

大川拓樹

指導教員

佐藤いまり特任教授

2019 年 2 月 7 日

コンピュータービジョン技術の進歩によって、工場や道路、レストランにいたるまで人間社会へのロボットの進出が行われ始めた。コンピューターが現実世界を認識するには、その対象の吸収・反射特性、形状、素材などの特徴を画像から認識する必要がある。また、自動運転技術において地面の濡れや氷は安全性に大きな影響を与えることから、こういった状態の変化の認識も研究の対象とされてきている。

周囲の物体からの映り込みや液体の染み込み、時間帯に応じて変化する空など、見えに変化を生じる状態変化には様々なものが挙げられる。これらの現象は複数回にわたる光の反射や散乱によって生じていることが知られており、こういった光のバウンスを解析することでこれらの状態を推定できると考えられる。そこで本研究では光のバウンスによって記述される現象の中でも、それぞれ反射と散乱によって表現できる好例となることから、特に相互反射と濡れに着目した。

相互反射とは、表面上のある点について光源から入射する光だけではなく、別のある点で反射した光が入射する現象である。相互反射が起きた場合、ない場合と比較して観測される輝度が大きくなることが知られている。さらに波長方向に議論を拡張すると、観測される光のスペクトルも変化しており、我々の目には色の変化として映る。このため、白色光源を使用したとしても観測される光は対象表面の分光反射率とは一致しない場合がある。またこの相互反射は再帰するため、理論上無限回の相互反射が考えられる。これにより相互反射の推定は困難となり、従来研究でも影響を無視したものや、複数の観測や対象に条件を設けた研究しかされてこなかった。

また、濡れに関してもこれまでに様々な研究がされてきた。透明な液体がしみ込んでいるだけでも関わらず濡れた部分の見えが暗くなるという現象に対して、様々なモデルが提案された。しかしこれらは単波長について明暗だけを扱っており、水に濡れた際に生じる色の変化は考えられてこなかった。

本論文では、これら相互反射と濡れについて着目し、その光のふるまいに基づいた正確なモデル化を行った。更に、未知の分光反射率や吸収率をもつ対象画像について、相互反射の分布や濡れ度合いを同時に推定することで本来の分光特性の推定を行う手法を提案する。

相互反射を考慮した分光反射率推定に関しては、スパース性や分光反射率の基底表現による制約を用いた非負値行列因子分解問題としてとらえ、大まかな初期値を求める手法と厳密な解を求める最適化の組み合わせによって単一の分光画像から推定する手法を提案する。この手法を実際に撮影した分光画像に適用し、

精度や妥当性について検証した。

濡れを考慮した分光吸収係数推定に関しては，液体の染み込みによって変化する素材内での光の散乱の性質を利用し，濡れ度合いを同時に推定する手法を提案する．この手法をシミュレーションや実際に撮影した分光画像に適用し，精度や妥当性について検証した。

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	12
1.3 論文構成	12
第 2 章 関連研究	14
2.1 分光画像	14
2.2 相互反射	16
2.3 濡れ	18
2.4 第 2 章のまとめ	19
第 3 章 相互反射の分光モデル	21
3.1 光の反射	21
3.2 単波長における相互反射	22
3.3 広帯域波長における相互反射	23
3.4 第 3 章のまとめ	25
第 4 章 相互反射を考慮した分光反射率推定手法	26
4.1 一色シーンにおける初期値	28
4.2 一色シーンにおける ADMM による分光反射率推定手法	29
4.3 二色シーンにおける分光反射率推定	33
4.4 仮定と制限	36
4.5 第 4 章のまとめ	37

第 5 章	相互反射分離と分光反射率推定に関する実験	38
5.1	スパース性正規化項の係数に関する実験	38
5.2	相互反射分離と分光反射率の推定実験	42
5.3	第 5 章のまとめ	47
第 6 章	濡れの分光散乱モデル	48
6.1	単波長における散乱モデル	48
6.2	濡れた物体の散乱モデル	50
6.3	濡れの分光モデル	51
6.4	複数素材で構成された濡れモデル	52
6.5	第 6 章のまとめ	53
第 7 章	濡れと吸収係数の同時推定手法	54
7.1	濡れと吸収係数の同時推定問題	54
7.2	濡れと吸収係数の同時推定手法	56
7.3	収束と初期値	57
7.4	仮定と制限	57
7.5	第 7 章のまとめ	58
第 8 章	散乱係数と濡れの推定に関する実験	59
8.1	モンテカルロシミュレーションによる重み関数 $\alpha(g, n)$ の関数フィッティング	59
8.2	濡れ度合いの評価	60
8.3	収束性に関する実験	62
8.4	濡れ度合いの空間分布推定に関する実験	62
8.5	第 8 章のまとめ	73
第 9 章	結論	74
9.1	本論文のまとめ	74
9.2	今後の課題	75
参考文献		76

目次

1	状態による色変化の例 1	11
2	状態による色変化の例 2	11
3	本論文の構成	13
4	引用画像 [2] 分光撮影装置	15
5	引用画像 [15] 分光反射率推定手法	15
6	積み木の画像及びスペクトル	16
7	相互反射の起きるシーン	17
8	各エリアでの分光反射率	17
9	直接反射成分	21
10	二次反射成分	22
11	白色拡散反射板の写真と分光反射率	26
12	三種類のスパース制約の 3D プロット	35
13	推定された直接成分と間接成分の比率	39
14	シミュレーションデータによる推定結果例 ($\lambda = 0$)	39
15	シミュレーションデータによる推定結果例 ($\lambda = 10^{-4}$)	40
16	相互反射除去と分光反射率推定結果	43
17	様々な素材における分光反射率推定評価実験	44
18	U の追加制約に関する実験	44
19	実世界一色シーンにおける実験結果	45
20	実世界二色シーンにおける実験結果	46
21	(a) 散乱パラメータ g と散乱分布形状の関係, (b) 様々な経路の光線による 重ね合わせ.	49

22	導入するパラメータ η の定義	53
23	様々な散乱係数 g_d の初期値における濡れ度合い推定によるロバスト性評価	57
24	モンテカルロシミュレーションの結果とフィッティング結果	60
25	素材にしみ込んだ液体の重さと推定された濡れ度合いの関係	61
26	推定の各ステップにおける目的関数の値	63
27	シミュレーションに使用したパラメーター	64
28	シミュレーションデータを用いた推定精度評価 (PSNR)	66
29	濡れ度合い空間分布の復元例.	67
30	実際の濡れた表面の濡れ度合い分布と色復元実験結果	68
31	実際の濡れた表面の濡れ度合い分布と色復元実験結果	69
32	実際の濡れた表面の濡れ度合い分布と色復元実験結果	70
33	二色における実際の濡れた表面の濡れ度合い分布と色復元実験結果	71
34	赤色のフェルト素材にオレンジジュースをしみ込ませたシーンの推定結果 .	72

表目次

1	記号の定義	48
2	しみ込んだ液体の質量と推定された滯れ度合いの相関係数の平均値と標準 偏差	61

第 1 章

序論

1.1 研究背景

コンピュータビジョンでは、カメラなどによって観測された画像から三次元情報や色（反射率や吸収係数）、状態などの推定が盛んにおこなわれている。例として、近年における自動運転技術の発展も、コンピュータビジョン分野での成果によって支えられている。これら状態の推定手法は機械学習によるものと、物理的なモデルに基づいたものに大別される。

機械学習による推定は、深層学習や畳み込みニューラルネットワークと呼ばれる手法が提案されている。これは文字認識 [22] から始まり近年目覚ましい発展を遂げており、膨大な学習データを用いることで非常に高い推定精度を達成している。ところがこの推定結果は統計的に正しい反面、物理的な保証がされない場合あり、また学習データが必要となる。これに対し物理モデルに基づく推定手法では、状態の物理的な性質及び光学的なふるまいをモデル化し、それに基づく解を導くことで学習データを必要とせずに推定を行うことができる。

見えの変化を引き起こす状態変化の例を図 1 及び図 2 に示す。図 1(a) は白色光下で撮影された造花の画像を示しており、図 1(b) はこの画像の花弁先端部と中心部の分光分布を示している。この造花は均質な布素材で作られているが、その形状によって見えが大きく変化している。図 2 は布に水がこぼれてしまった画像と、濡れている部分と乾いている部分それぞれの分光分布を示している。よく知られているように、濡れた箇所は乾いた個所に比べて輝度が小さくなる。更に最近になって、その色も変化するということが知られてきた。

青空や夕焼けも散乱によって表現できることも知られている。大気中で生じるミー散乱は波長依存性があり、短波長の光は長波長に比べて散乱しやすい。また、太陽光が観測されるまでに通過する大気中の距離は、太陽の位置によって変化し低いほど長くなる。これらのことから、正午付近では空は散乱された短波長の光が観測され青く、朝や夕では逆に散乱されてしまったために観測されにくく、これが朝焼けや夕焼けという現象を引き起こしている。

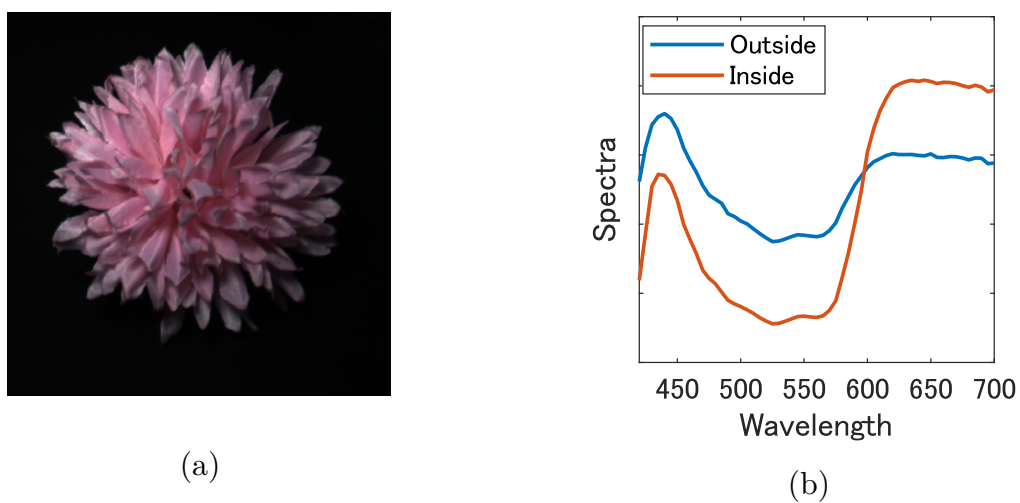


図1 状態による色変化の例 1 (a) 白色光下での造花の画像 (b) 中心部と先端部での分光分布

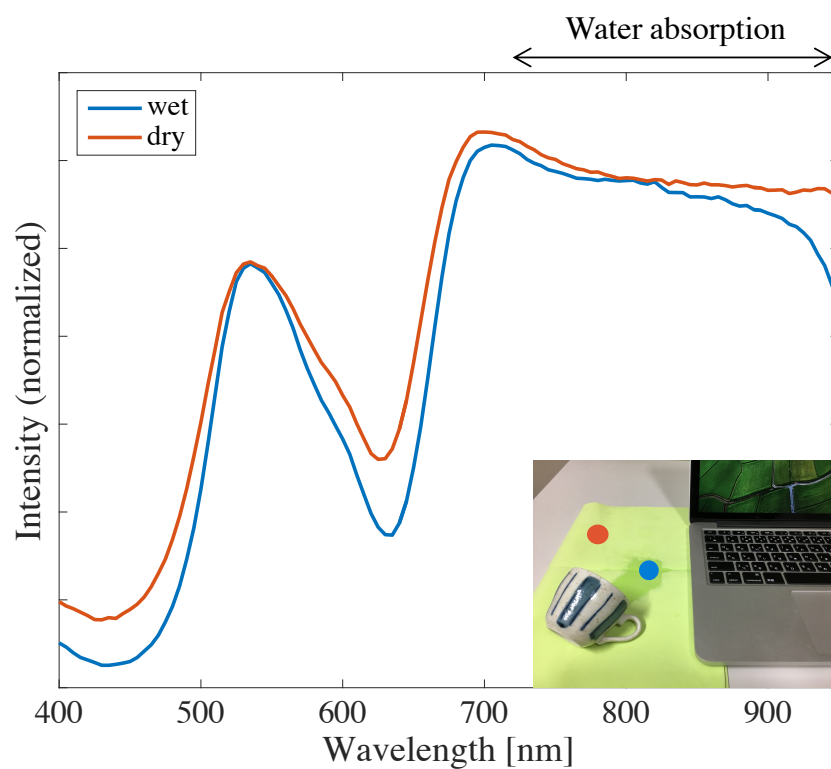


図2 状態による色変化の例 2

これらの色変化は近年の分光撮影技術の発達に伴い、微細な変化が捉えられるようになったことから研究が進んでいる。

輝度や色の変化は、光のふるまいによって決定される。図1の例は、ある点でバウンスした光が別の点に入射する相互反射と呼ばれる光のふるまいによって説明される。花の中心部

では、相互反射によってピンクの光が入射することでより赤く見える．更にミクロな見方をすると、散乱でも同様の現象が起きていると考えることができる．

Twomey et al.[43] は濡れた素材内で生じる光の散乱特性の変化について研究を行った．これによると、光は表面下の浅い領域で散乱を繰り返すことで素材に吸収され輝度や色の変化を生じているが、濡れている場合にはその散乱の異方性が強くなることでより深くまで到達し、したがってより強い吸収を受ける．

このように、状態の変化は光のバウンスによって解釈することができ、光のバウンスを解析することでその対象の状態を解析を行うことができる．特に相互反射はコンピュータビジョンにおいて Shape from shading[14] や Photometric Stereo[46] 等の形状推定手法において誤推定の原因となることから、その解析や除去が盛んに研究された [6, 7, 34, 25, 8, 31]．しかし、これらの研究ではカラーやモノクロ画像を用いていたり、反射率が既知であるなどの制約があった．

一方、濡れを光の散乱と見なした研究は少なく、Twomey et al. によるモデル [43] を用いた濡れのレンダリング [18] やデータドリブンな画像合成手法 [27, 12, 39, 48] が提案されたものの、見えと濡れ度合いを厳密にモデル化した研究はされてこなかった．

1.2 研究目的

光の複数回バウンスによって見えの変化が記述される状態の変化の中でも、本研究ではミクロなスケールとマクロなスケールの代表的な例として相互反射と濡れに着目した．本論文ではそれらの物理的な特性のモデル化を行い、導出されたモデルを用いて反射率や吸収係数といった対象本来の分光特性と相互反射や濡れといった状態の変化を同時に、単一の分光画像から推定する手法の提案を行う．

1.3 論文構成

本論文の構成を図 3 に示す．

第 2 章では、相互反射や濡れに関するこれまでの関連研究について紹介し、本研究の位置づけについて議論する．

第 3 章では、相互反射が分光反射率推定に与える影響について議論し、これを表現するモデルの導出を行う．更に多色に拡張する場合について議論し、二色への拡張を行う．

第 4 章では、第 3 章で導出したモデルを用いた分光反射率推定手法の提案を行う．相互反射分離問題を非負値行列因子分解 (Non-negative Matrix Factorization: NMF) としてとらえ、大域解を得るため制約を用いた最適化問題とこれに与える大まかな初期値を求める手

法を提案する。

第5章では、シミュレーション画像や実際に撮影された画像に対して前章で提案した推定手法を適用し、手法の有効性を確認する。

第6章では、濡れが見えに与える影響について議論するために素材内でのミクロな散乱に着目し、物理的な説明を与える分光モデルの導出を行う。

第7章では、前章で導出されたモデルを用いた分光吸収係数の推定手法の提案を行う。本手法では濡れ度合いを同時に推定することで、単一の分光画像から本来の分光吸収係数を推定する。

第8章では、シミュレーション画像や実際に撮影された分光画像に対して前章で提案した推定手法を適用し、手法の有効性を確認する。

最後に第9章で本論文をまとめる。

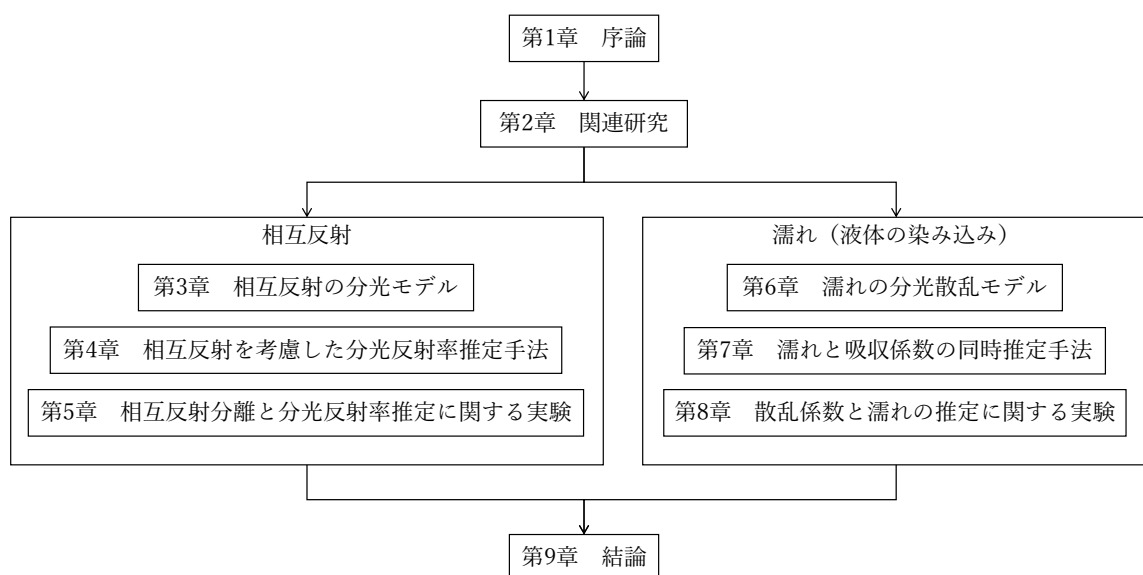


図3 本論文の構成

第 2 章

関連研究

2.1 分光画像

市販されている一般的な RGB カメラは、1 画素に対して RGB の 3 チャンネルでそれぞれ対応する波長情報を記録している。このチャンネル数をさらに増やし、より詳細な波情報情報を記録するために分光カメラやマルチスペクトルカメラが用いられる。RGB カメラで撮影される画像はカラー画像と呼ばれるのに対して、これらのカメラで撮影される画像は分光画像と呼ばれる。

一般に、分光画像をリアルタイムに撮影することは難しい。広い波長域を細かいステップで計測するためには 1 ピクセルに対して膨大なチャンネル数が必要となり、撮影に求められる技術が高度になるとともに、撮影に必要な機材の価格が増大する。そこで、既存技術による分光画像の撮影手法も多数提案されてきた。

分光画像を撮影するための、最も単純な方法は入射する光を制御するものである。あるアプローチでは単色光を放射するモノクロメーターと CCD カメラを組み合わせることで、各画素に対して分光輝度を記録している [2]。さらに、広帯域の光源で対象に光を照射し、狭帯域フィルターを光源あるいはカメラに用いることでその波長帯域の画像を撮影する手法もある [15]。これらの手法では各狭帯域画像をそれぞれ一枚の画像として撮影しているため、撮影に長時間を必要としていた。撮影時間を短縮するために、少ない分光画像から詳細な分光輝度を推定する試みも行われた。富永らの推定手法 [41] では、6 チャンネルのカメラを用いて対象を撮影し、得られた画像から分光反射率の復元を行う。また、一般的な RGB カメラを用い、対象シーンに条件を設けることで分光反射率推定を行う手法も存在する [19, 30]。

他には、光源を制御することで分光反射率を推定するものもある [3, 4, 13, 21, 35]。これらの手法は分光反射率推定の精度を向上させる反面、光源の自由度が小さく、限られた条件でしか行えないという短所があった。

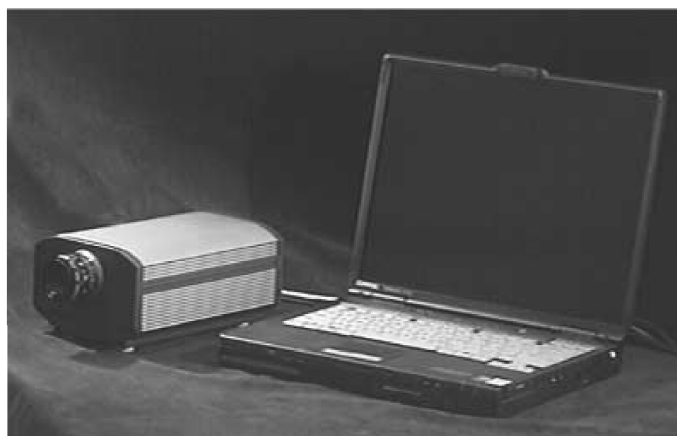


図4 分光撮影装置例 CCD カメラとモノクロメーターを組み合わせる分光画像を撮影する．画像は Balas et al. の論文 [2] より引用

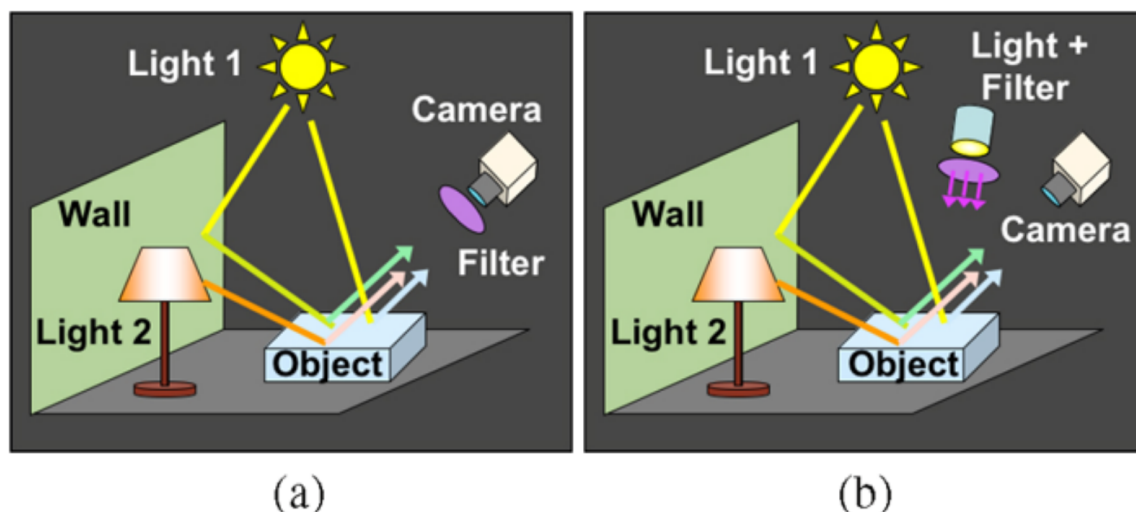
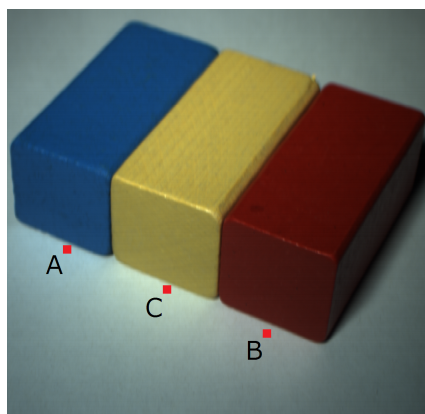


図5 分光反射率推定手法 (a) はカメラにフィルターを組み合わせる手法，(b) は光源にフィルターを組み合わせる手法．画像は Chi et al. の論文 [15] より引用

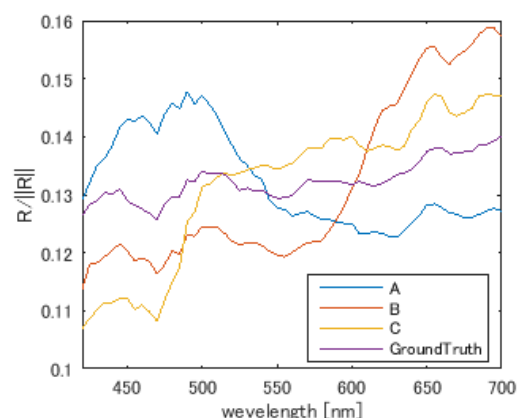
また、これらのアプローチは、どれも相互反射の問題は解決していなかった。この結果、画像中の物体表面各点で推定された分光反射率は、直接照明からの光の影響だけではなく、シーン中の別の表面上で反射した間接照明とも呼べる光からの影響も受ける。シーン中の別の表面は互いに異なる色であることも十分考えられる。その場合に観測される光は直接照明および間接照明の異なる二色の光源の影響を受けるため、本来の分光反射率とは大きく異なる。この結果、推定される分光反射率が大きく歪められることになる。つまり、従来の分光反射率推定手法の精度は対象となるシーンによって大きく左右される。そのため、高い精度を実現するには対象シーン内に相互反射が起きていないことを確認しなければならな

った。

2.2 相互反射



(a)



(b)

図6 (a) 積み木の画像. (b) 各点の分光スペクトル. A: 青色積み木直下 B: 赤色積み木直下 C: 黄色積み木直下. GroundTruth: 白色紙本来の分光反射率

相互反射は、物体の形状に大きく影響を受ける。物体がシーン中に単一で存在するとしても、凸面であれば相互反射は起きにくく、凹面であればより起きやすくなる。

図 6(a) に、白色の紙の上に積み木を並べた画像を示す。青色の積み木付近では紙が青く、赤色の積み木付近では紙が赤く見えることが解るが、これは積み木からの反射光が紙表面で再び反射することを示している。図 6(b) に各点の分光反射率を示す。図 6(b) から、実際に観測される光が変化していることがわかる。

前提知識のない状態では、画像から形状を推定するのは難しく、従って相互反射の影響も予想しにくい。シーン中に物体が複数ある場合や、物体が複雑な形状をしている場合は画像上で見ることの出来る正面以外も相互反射に寄与するため、予想はさらに困難になる。このことから、形状推定と相互反射の影響を解析するために必要な情報は膨大となる。

Koenderink and Doorn[20] は拡散反射を仮定した上での相互反射についての一般的なモデルを研究した。Forsyth et al.[6, 7] は形状推定を行う中での相互反射の影響を研究している。Nayar et al.[32] はシーン中の物体の形状と反射率を反復推定することで、相互反射と形状が互いに与える影響について研究した。これらの手法は複色シーンにも応用がなされている [33]。

直接照明と間接照明をモデリングし、分離する試みも報告されている。Funt et al.[9, 10]

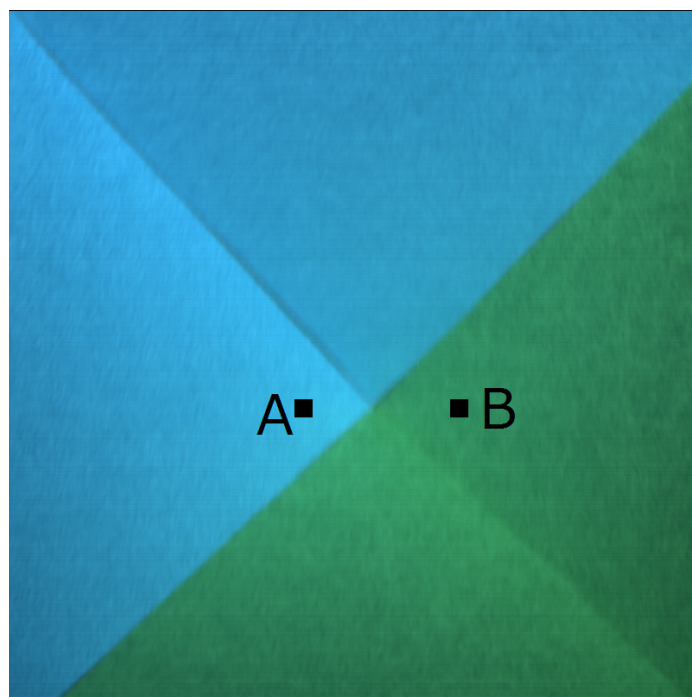
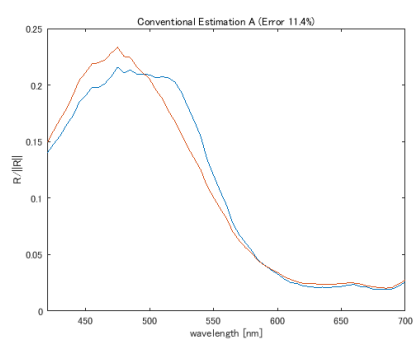
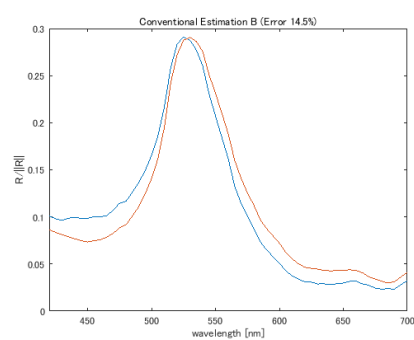


図7 相互反射の起きるシーン相互反射のおきやすいシーンでは分光反射率が誤って推定されてしまう．カメラで観測された分光輝度を照明の分光輝度で割る従来の手法での結果は図8に示す．



(a)



(b)

図8 各エリアでの分光反射率 (a) が A, (b) が B を, 青線が推定されたものを, 赤線が真値をそれぞれ示す．

は相互反射によって色の変化が起こることを利用して、照明の直接成分と間接成分を分離している。後の Seitz et al. [37] は、一定の反射率とランバート反射する性質を持つ面を用いることで m 回反射した光をそれぞれ分離する、逆光演算子 (inverse light transport operator) を開発した。しかし、これらの手法はレーザーを使用しているためシーンの撮影に時間がかかり、さらに複雑な形状に対してロバスト性を持たないこともわかっている。

Nayar et al.[34] は空間周波数の高いパターン光源を利用した手法で、複雑なシーンにおいても直接成分と間接成分を分離することを可能にした。Liao et al.[25] はシーン中の分光反射率を用いることで相互反射を除去する手法を示したが、異なる照明の下で撮影された複数の画像が必要となっていた。Fu et al.[8] は、この手法を蛍光を含むシーンに拡張し、直接成分と間接成分の分離を、単一の RGB 画像のみから行うことを可能にした。これによって、ダイナミックなシーンの解析が可能となった。

しかし、これらの手法の全てが分光画像に対しても研究されているわけではなかった。Nam and Kim[31] は Liao et al.[25] の着想を分光画像に拡張し、形状推定の分野に応用した。これは相互反射による形状推定への影響を除去するために分光画像を用いており、直接成分と間接成分の分離を行いフォトメトリックステレオの精度向上に大きく貢献した。この発想は効果的だったが、シーンが一色表面を持つ物体で構成されていないと機能しない、という点には留意しなければならない。また、既知の分光反射率を持つ物体と既知の分光特性を持つ照明の下で撮影しなければならなかった。

そこで本研究では、未知の分光反射率を持つ素材を対象に相互反射の分離と分光反射率推定を同時に、更にこの推定を単一の分光画像のみから行う手法の開発を行う。

2.3 濡れ

濡れた素材の見えが暗くなる原因について、Angstrom は素材表面に形成される液体による薄膜と素材表面で引き起こされる拡散反射のモデル化を行った [1]。このモデルでは液体と空気の境界での拡散反射によって素材表面で光が吸収する割合が増えることによって、濡れた素材の見えを暗くすると考えられている。Angstrom のモデルに基づき、Lekner と Dorf によるモデル (LD model) は液体と空気の界面で生じる全反射によって、素材表面での光の吸収割合が増加することを示した [24]。

一方、Twomey et al. は素材内部での光の散乱の影響について研究を行い、TBM model を提案した [43]。このモデルによれば素材が濡れた時、散乱の方向はより前方化する。これにより素材に入射した光が表面から放射するまでに起こる散乱回数が増加する。散乱回数の増加は、素材での光の吸収回数の増加と考えることができる。これが濡れた表面での見えの暗さにつながると示した。

CG の分野では、濡れのレンダリングについての研究が行われている。Mall と Lobo は乾いた素材のサンプルから LD model を用いて濡れたときの色推定について研究を行い、濡れたサンプルから乾いたときの色を推定する手法を提案した [28]。Jensen et al. はこのモデルを LD model[24] 及び TBM model[43] を組み合わせることで改良した [18]。このモデルではモンテカルロシミュレーションを使用することで、素材表面上の液体薄膜内で起きる反射や素材内での散乱の影響を近似した。

LD model[24] や TBM model[43] は濡れた素材表面の見えが暗くなる現象について定性的な説明がある一方、濡れた表面で色が鮮やかになる現象については触れられていない。本研究で行った調査では、濡れた素材の色変化は現在までに厳密なモデル化が行われていない。

その一方で、様々な濡れ方をした素材の BRDF を測定する、データドリブンなアプローチの開発も行われてきた。これらの測定された BRDF に基づいて、濡れ及び乾いた画像の合成を可能とした研究も存在する [27, 12, 39, 48]。これらのアプローチは濡れた素材の見えを正確に表現できる一方、その対象を様々な濡れの条件下で多数の撮影を行わなければならないという問題があった。また、人間の濡れの知覚に関する研究では、色数の多いシーンにおいて輝度の暗化だけでなく彩度の上昇がより濡れの判断に重要であるということが示された [36]。

表面内における光の散乱については解析モデルが幅広く研究され [16]、リモートセンシングや医療画像技術に応用されている。Gordon et al. は海洋のセンシングデータから散乱を研究し、海洋の二酸化炭素に関連する海中の植物プランクトンの生産量を評価した [11]。Wiscombe と Warren は雪の粒子における極端な異方性を考慮することで、雪の分光アルベドを計算する手法を提案している [45, 44]。生体医療画像の分野では、組織の光学特性が診断や治療の際に影響を与えることがよく知られている [18, 42]。

このように実世界の素材中での光の散乱に関わる研究がなされているにも関わらず、濡れの度合いによって素材の散乱特性が変化することを説明するモデルの導出は未解決のままとなっている。本研究では、この未解決の問題について取り組み、表面の濡れ度合いによって散乱の特性がどのように変化するか、さらにそれに応じて表面の見えがどのように変化するかを記述する新しい分光モデルを導出する。さらにこのモデルを用いることで、濡れ度合いと乾いているときの素材の分光特性を、単一の分光画像から推定する手法の開発を行う。

2.4 第2章のまとめ

本章では分光画像撮影技術について触れ、従来のカラー画像との違いやその撮影手法、光のバウンスに影響を与える相互反射や濡れについて従来研究を調査した。

相互反射の分離について、Seitz et al. はレーザーを用いた相互反射の分離手法を開発し

た [37]. しかしこの手法では画像の各点に対応するシーンの全点に対してレーザーで走査する必要があることから、撮影コストの増大が問題となった. その後高周波照明 [34] やスペクトルの異なる複数の光源を用いた分離手法 [25] が提案されたが、これらも複数の撮影画像が要求されており、単一の画像を用いて分離を行う手法 [31] ではシーンの分光反射率が既知であることを仮定しており、相互反射と分光反射率の同時推定手法は開発されてこなかった. そこで本研究では、これら相互反射と分光反射率を同時に推定する手法の開発を行う.

濡れについては LD model[24] や TBM model [43] といった物体表面での液体の振る舞いに着目した複数のモデルが考案されている. しかし、これらの研究は濡れによって表面の見えが暗くなることに着目しており、これらのモデルを用いたレンダリングは実際の濡れを正確には表現できていないことが知られていた. 一方で BRDF の測定や人間の濡れの知覚などを対象にした、データドリブンなアプローチの開発も行われてきた [27, 12, 39, 48, 36].

このように濡れに関する様々な研究がおこなわれているにもかかわらず、濡れが素材の見えに与える影響を記述するモデルの導出は未だなされていない. そこで本研究ではこの影響について着目し、濡れの分光モデルを導出する. さらにこのモデルを用いた、濡れ度合いと素材の分光特性を単一画像から推定する手法の開発を行う.

第 3 章

相互反射の分光モデル

この章では，ランバート反射モデルを用いて相互反射によって生じる物体の見えの変化を記述するモデルを導出する．

3.1 光の反射

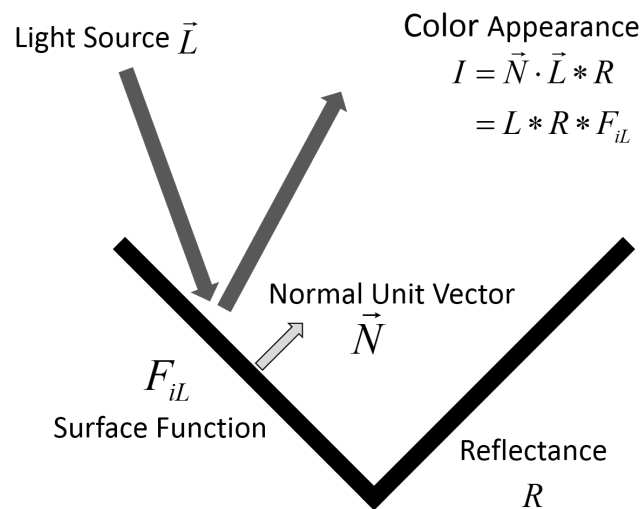


図9 直接反射成分

単波長の光について一次のランバート反射のみを考えると，輝度 $L = |\vec{L}|$ をもつ光源ベクトル $\vec{L}$ から入射し，反射率が R である表面上のある点 i で拡散反射した光 I は，次のように表すことができる．

$$I = \vec{N} \cdot \vec{L} * R = L * R * \cos \alpha_{i \leftarrow L} \quad (1)$$

ここで、 $\vec{N}$ は $|\vec{N}| = 1$ となる、点 i での単位法線ベクトルであり、 $\alpha_{i \leftarrow L}$ は光源ベクトルと点 i の法線ベクトルが成す角度である。また、 $*$ はスカラー積を、 $\cdot$ は内積を示す。実際には、光源からの光は距離によって減衰し、光源から点 i までの間に障害物があれば光が到達できない可能性がある。そこで、式 (1) は次のように書き直される。

$$I = L * R * \cos \alpha * V_{i \leftarrow L} * D_{i \leftarrow L} \quad (2)$$

ここで、 $V_{i \leftarrow j}$ は点 i と点 j を結ぶ直線状に障害物があれば 0、無ければ 1 を出力する相互可視性関数であり、 $D_{i \leftarrow j}$ は点 j から点 i に光がいたるまでの距離や散乱などによる輝度の減衰を示す減衰関数である。

式 (2) の中で、コサイン関数 $\cos \alpha_{i \leftarrow j}$ 、相互可視性関数 $V_{i \leftarrow j}$ 、減衰関数 $D_{i \leftarrow j}$ は、それぞれある点からある点へ光が移動することを示したスカラー関数である。そこで、これらをひとつの関数 F_{ij} で与えると、次のようになる。

$$I = L * R * F_{iL} \quad (3)$$

3.2 単波長における相互反射

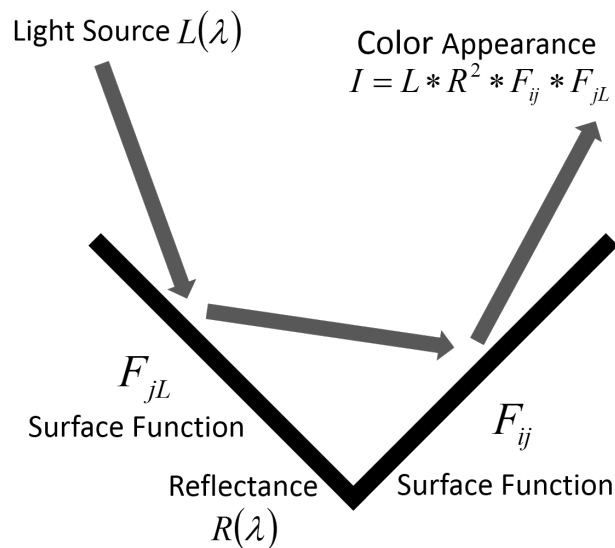


図10 二次反射成分。実際に観測されるのはこれらの重ね合わせとなる。

式 (3) より、ランバート反射する物体表面上のある点 i で反射した光 I_i は次の式で与えられる。

$$I_i = L * R * F_{iL} \quad (4)$$

相互反射が起きるシーンでは、この点 i へ入射する光は光源の他に、別の点 j で反射した光も考えられる。すると上式は次のように書き換えられる。

$$I_i = L * R * F_{iL} + I_j * R * F_{ij} \quad (5)$$

ここで、 I_j は光源から入射した光が反射したものなので、式 (4) と同様に表すことが出来、従って式 (5) は次のように表せる。

$$\begin{aligned} I_i &= L * R * F_{iL} + (L * R * F_{jL}) * R * F_{ij} \\ &= L * R * F_{iL} + L * R^2 * F_{ij} * F_{jL} \end{aligned} \quad (6)$$

実際には点 j 以外の点からの反射光も入射するため、これを物体表面 S 中のある点 s についての総和で表すと、

$$I_i = L * R * F_{iL} + L * R^2 * \sum_{s \neq i}^S F_{is} * F_{sL} \quad (7)$$

となる。相互反射のない場合の式 (4) と比較すると、 $L * R^2 * \sum_{s \neq i}^S F_{is} * F_{sL}$ だけ誤差が生じることになる。

実世界では相互反射は無限に起きていると考えられているが、三次以上の成分による影響は非常に小さく無視できることが知られて [25] おり、本論文でもこれに従い二次の項までを考えることとする。

単純な平面では相互反射はほとんど起きないが、一般的な実シーンでは必ず起きていると考えられる。相互反射の強い部分はそれだけ撮影された画像への影響が強くなり、相互反射のない部分より明るくなる。

3.3 広帯域波長における相互反射

本項では 3.2 項で論じた内容を広帯域波長に拡張する。簡単化のため、シーン中の物体表面は同じ分光反射率を持つランバート反射面であるとする。そののちにシーン中の色数を増加させた場合について論じる。

3.3.1 一色シーン

ランバート反射する物体表面上のピクセル点 i で反射した光 I_i は次の式で与えられる。

$$I_i(\lambda) = L(\lambda) * R(\lambda) * F_{iL} \quad (8)$$

ここで、 $L(\lambda)$ は入射光を、 $R(\lambda)$ は物体表面上での分光反射率、 F_{iL} は距離や内積、相互可視性項を含む係数とする。

相互反射が起きた場合のある表面上の点では、光源から直接入射したものの他に、他の表面上の点で反射した光が入射する。ここで、光源から入射した光は観測されるまでに最大二回物体表面上で反射すると仮定し、前項式 (7) と同様に展開すると、

$$I_i(\lambda) = L(\lambda) * R(\lambda) * F_{iL} + L(\lambda) * R(\lambda)^2 * \sum_{s \neq i}^S F_{is} * F_{sL} \quad (9)$$

と解る。式の可読性のため、係数 F をまとめて新たに w_i 等と置きなおすと、次のように書ける。

$$I_i(\lambda) = L(\lambda) * R(\lambda) * w_1 + L(\lambda) * R(\lambda)^2 * w_2 \quad (10)$$

このモデルでは反射光 $I(\lambda)$ を、分光反射率 $R(\lambda)$ とその二乗成分 $R(\lambda)^2$ の線形結合ととらえ、 w_1, w_2 をその係数であると解釈することが出来る。式 (9) を λ について連立すると、

$$\begin{bmatrix} I_i(\lambda_1) \\ I_i(\lambda_2) \\ \vdots \\ I_i(\lambda_K) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L(\lambda_1) \\ L(\lambda_2) \\ \vdots \\ L(\lambda_K) \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} R(\lambda_1) & R(\lambda_1)^2 \\ R(\lambda_2) & R(\lambda_2)^2 \\ \vdots & \vdots \\ R(\lambda_K) & R(\lambda_K)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$I = L \circ RW$$

という形で行列表現できる。ここで、二項演算子 $\circ$ はアダマール積を示す。この式は点 i をピクセル m と置き換えピクセル方向へ拡張することができ、これにより全画素 M について連立方程式は、

$$\begin{bmatrix} I_1(\lambda_1) & \dots & I_M(\lambda_1) \\ I_1(\lambda_2) & \dots & I_M(\lambda_2) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ I_1(\lambda_K) & \dots & I_M(\lambda_K) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L(\lambda_1) \\ L(\lambda_2) \\ \vdots \\ L(\lambda_K) \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} R(\lambda_1) & R(\lambda_1)^2 \\ R(\lambda_2) & R(\lambda_2)^2 \\ \vdots & \vdots \\ R(\lambda_K) & R(\lambda_K)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1^T \\ \mathbf{w}_2^T \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{w}_1^T \\ \mathbf{w}_2^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & \dots & w_{1M} \\ w_{21} & \dots & w_{2M} \end{bmatrix}$$

のように式 (11) と同様に表現される。

3.3.2 二色シーン

二色の場合も同様に二回まで反射すると仮定すると、

$$I_m(\lambda) = L(\lambda) * \left(R_1(\lambda) w_1 + R_2(\lambda) w_2 + R_1(\lambda) R_2(\lambda) w_3 + R_1(\lambda)^2 w_4 + R_2(\lambda)^2 w_5 \right)$$

$$\begin{bmatrix} I_m(\lambda_1) \\ I_m(\lambda_2) \\ \vdots \\ I_m(\lambda_K) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L(\lambda_1) \\ L(\lambda_2) \\ \vdots \\ L(\lambda_K) \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} R_1(\lambda_1) & R_2(\lambda_1) & R_1(\lambda_1)R_2(\lambda_1) & R_1(\lambda_1)^2 & R_2(\lambda_1)^2 \\ R_1(\lambda_2) & R_2(\lambda_2) & R_1(\lambda_2)R_2(\lambda_2) & R_1(\lambda_2)^2 & R_2(\lambda_2)^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R_1(\lambda_K) & R_2(\lambda_K) & R_1(\lambda_K)R_2(\lambda_K) & R_1(\lambda_K)^2 & R_2(\lambda_K)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ w_4 \\ w_5 \end{bmatrix}$$

と式 (11) 同様に行列の形で表すことが出来る．ここで，二色それぞれの二乗成分だけでなく，両反射率の積の成分が生じることに注意する．このように，シーンの色数が増えると高次の成分はそれらの組み合わせに比例して増加するため，色数の増加および相互反射の高次成分を考慮すると推定の難易度が高くなることが分かる．

3.4 第3章のまとめ

本章では相互反射のモデルを導出した．シーンが一色で構成されていると仮定すると，一般的な光沢のないランバート反射モデルを用いて導出されたこのモデルは無限回の相互反射までを考えることができる．しかし三次以上のバウンスによる影響は非常に小さい [25] ことが知られており，本論文でも二次までを考慮することとした．これにより相互反射モデルは行列の積で表せることが示され，このモデルを以降の章で提案する推定手法に用いる．

さらに，本手法は二色シーンへ応用できることを示した．次章ではこのモデルを用いた分光反射率推定手法について述べる．

第 4 章

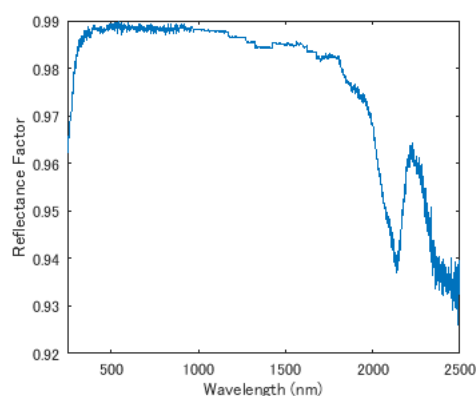
相互反射を考慮した分光反射率推定手法

この章では，相互反射量と分光反射率の同時推定を行うために用いた手法について説明する．観察されたスペクトルは通常，光源 $L(\lambda)$ と分光反射率 $R(\lambda)$ の掛け合わせとなる．そのため，観察されたスペクトルがそのままその点の分光反射率とすることはできない．分光反射率を推定するためには，光源の影響を除去しなければならない．

そこで，白色拡散反射板と呼ばれる，広帯域で高い反射率を持つターゲットを用いて光源のスペクトルを予め計測しておく必要がある．計測された光源のスペクトル L で得られた分光画像を各波長ごとに除算することで，光源の影響を除去することが出来る．式 (11) は



(a) 写真



(b) 分光反射率

図11 白色拡散反射板の写真と分光反射率

このホワイトバランスを行うことで、下のように書き換えられる。

$$I = RW \quad (12)$$

これにより、分光反射率推定問題は次のように表現される。

$$\min_{R,W} \|I - RW\|_F^2 \quad (13)$$

これは未知数が多く制約が少ないため、この問題の解を求めるのは困難である。そこで、 R と W に注目して制約を設ける。まず、 R は分光反射率であり負値をとることはない。同様に W も、各分光反射率の重みとなるため、負値を取らない。これより非負値条件を加え、

$$\begin{aligned} \min_{R,W} \quad & \|I - RW\|_F^2 \\ \text{s.t.} \quad & R \geq 0, W \geq 0 \end{aligned} \quad (14)$$

と非負値行列因子分解 (Non-negative Matrix Factorization: NMF) 問題として書き直すことができる。

相互反射はシーンの形状に依存して局所的に発生する。そこで、 W にはスパース性が仮定でき、正規化項を $f_s(W)$ と表現することとする。これにより次のように表現できる。

$$\begin{aligned} \min_{R,W} \quad & \|I - RW\|_F^2 + \alpha f_s(W) \\ \text{s.t.} \quad & R \geq 0, W \geq 0 \end{aligned} \quad (15)$$

ここで、 α はスパース性に関する項の重み係数を示す。

このように、相互反射と反射率を推定する問題を、式 (15) のような非負値行列の分離問題ととらえることができる。

更に安定した推定を行うために、分光反射率の基底表現も用いる。自然界の多くの分光反射率は6組から8組のスペクトル基底の線形結合で表現できることが知られている (Maloney et al.[29])。

ある分光反射率 $r(\lambda)$ は、8つの基底 $b_1(\lambda), b_2(\lambda), \dots, b_8(\lambda)$ とその係数 $a_1, a_2, \dots, a_8$ を用いて次のように表現できる。

$$r(\lambda) = \sum_{n=1}^8 a_n b_n(\lambda) \quad (16)$$

またこの基底表現は、下記のように行列を用いて表すこともできる。

$$\begin{aligned} \mathbf{r} &= B\mathbf{a} \\ \mathbf{r} &= \begin{bmatrix} r(\lambda_1) \\ r(\lambda_2) \\ \vdots \\ r(\lambda_K) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} b_1(\lambda_1) & b_2(\lambda_1) & \dots & b_8(\lambda_1) \\ b_1(\lambda_2) & b_2(\lambda_2) & \dots & b_8(\lambda_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_1(\lambda_K) & b_2(\lambda_K) & \dots & b_8(\lambda_K) \end{bmatrix}, \mathbf{a} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_8 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (17)$$

この基底により未知数は一色シーンで 8、二色シーンで 16 と削減でき、十分な観測チャンネルから任意の手法で高速に解を得ることができる。

次項では、本研究で開発した分光反射率推定手法について詳しく論じる。

4.1 一色シーンにおける初期値

撮影された分光画像行列 I を特異値分解 (SVD) によって $I = UV$ のように分解できる。ここで得られた U , V , 及び式 (12) より,

$$\begin{aligned} RW &= UQQ^{-1}V \\ R &= UQ, \quad W = Q^{-1}V \\ U = [\mathbf{u}_1 \quad \mathbf{u}_2] &= \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \\ \vdots & \vdots \\ u_{K1} & u_{K2} \end{bmatrix}, Q = \begin{bmatrix} Q_{11} & Q_{12} \\ Q_{21} & Q_{22} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (18)$$

が得られる。

この式から、相互反射と分光反射率の推定問題は行列 Q を求める問題と等価であることが分かる。ここで、正規化のため $Q_{11} = 1$ と仮定すると、未知数は 3 つとして扱うことができる。この仮定は特異ベクトル $\mathbf{u}_1$ は入力画像のメインのモードベクトルとなることから、十分合理的である。式 (18) と行列 $R = [\mathbf{r}_1 \quad \mathbf{r}_2]$ の性質 $\mathbf{r}_2 = \mathbf{r}_1^2$ から、

$$\begin{aligned} (\mathbf{u}_1 + Q_{21}\mathbf{u}_2)^2 &= Q_{12}\mathbf{u}_1 + Q_{22}\mathbf{u}_2 \\ &= U \begin{bmatrix} Q_{12} \\ Q_{22} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} Q_{12} \\ Q_{22} \end{bmatrix} &= U^+ (\mathbf{u}_1 + Q_{21}\mathbf{u}_2)^2 \end{aligned} \quad (19)$$

が得られ、再び式 (19) に代入することで、

$$(UU^+ - E) \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1^2 & 2\mathbf{u}_1\mathbf{u}_2 & \mathbf{u}_2^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ Q_{21} \\ Q_{21}^2 \end{bmatrix} = 0 \quad (20)$$

が得られる。ここで、 A^+ は行列 A の疑似逆行列、 E は単位行列とする。さらに、同様に式 (17) から、

$$(BB^+ - E) U \begin{bmatrix} 1 \\ Q_{21} \end{bmatrix} = 0 \quad (21)$$

が得られる．式 (20) 及び式 (21) を連立することにより下記の式が得られる．

$$(MM^+ - E) \tilde{U} \begin{bmatrix} 1 \\ Q_{21} \\ Q_{21}^2 \end{bmatrix} = 0 \quad (22)$$

$$M = \begin{bmatrix} B & O \\ O & U \end{bmatrix}, \tilde{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & O \\ \mathbf{u}_1^2 & 2\mathbf{u}_1\mathbf{u}_2 & \mathbf{u}_2^2 \end{bmatrix}$$

従って，分光反射率推定問題は次のような 1 パラメータ推定問題と捉えることができる．

$$\min_{Q_{21}} f(Q_{21})$$

$$f(Q_{21}) = \left\| (MM^+ - E) \tilde{U} \begin{bmatrix} 1 \\ Q_{21} \\ Q_{21}^2 \end{bmatrix} \right\|_F^2 \quad (23)$$

$$= \begin{bmatrix} 1 \\ Q_{21} \\ Q_{21}^2 \end{bmatrix}^T \tilde{U}^T (MM^+ - E) \tilde{U} \begin{bmatrix} 1 \\ Q_{21} \\ Q_{21}^2 \end{bmatrix}$$

ここで， A^T は行列 A の転置，とする．この問題は三次多項式と等価であるため，安定して解くことができる．しかし，この解法は 4 章で論じた光学的な性質や非負値性について考慮していないため，厳密な解ではない．そこで，次項ではこの解を初期値として与え，非線形最適化アルゴリズムを用いて解くことで厳密な解を求める手法について論じる．

4.2 一色シーンにおける ADMM による分光反射率推定手法

NMF は乗法的更新則を用いることができるブラインド信号源分離やレイヤー抽出等に広く用いられており [23]，スパース性を考慮した正規化 NMF を扱うために一般化もされた [5]．一方，近年になって Alternating Direction Method of Multiplier (ADMM) も低ランク分解に用いられるようになった [26, 49]．Xu et al. [47] による研究は NMF に ADMM を応用し，大規模な NMF ではより正確な結果が得られることを示した．これらのことから，本手法でも ADMM に基づいた手法を採用した．

式 (15) には， R 及び W の二つの変数が存在する．このとき，両者の間でスケールのみが不安定に変化することを防ぐため， R のスケールを $\sum_k R(\lambda_k) = 1$ と固定する．

W の非負値性を考慮するため，補助行列 U を導入する．これにより，問題は次のように

表現される.

$$\begin{aligned}
& \min_{R, W, U} \quad \|I - RW\|_F^2 + \alpha \|\mathbf{w}_2^T\|_1 \\
& \text{s.t.} \quad R \geq 0, U \geq 0, W \geq 0, U = W, \\
& \quad \quad r(\lambda_k) = \sum_{n=1} a_n b_n(\lambda_k), \sum_k r(\lambda_k) = 1
\end{aligned} \tag{24}$$

ここで $f_s(W)$ を $\|\mathbf{w}_2^T\|$ とした.

対応するラグランジュ関数は,

$$\begin{aligned}
f(R, W, U, L, \mu) = & \|I - RW\|_F^2 + \alpha \|\mathbf{w}_2^T\|_1 \\
& + \langle L, U - W \rangle + \frac{\mu}{2} \|U - W\|_F^2
\end{aligned} \tag{25}$$

となる. ここで, L はラグランジュ乗数, μ はペナルティ係数である. ある行列 A と B に対して $\langle A, B \rangle$ は $\text{tr}(A^T B)$ と等価である.

Algorithm 1 ADMM による相互反射分離と分光反射率復元アルゴリズム

Require: $I \in \mathcal{R}^{K \times M}$, $\alpha = 10^{-3}$, $\rho = 1.05$,

Ensure: $R \in \mathcal{R}^{K \times 2}$, $W \in \mathcal{R}^{2 \times M}$,

All zeros for W, U, L ; $\mu = 10^{-6}$, Randomize R , $i \leftarrow 1$,

while not converged **do**

 Updating W via Eq.(28),

 Updating R , via Eq.(29),

 Updating U , via Eq.(32), Non-negative and Sparsity constraints,

$L_{i+1} \leftarrow L_i + \mu_i (U - W)$,

$\mu_{i+1} \leftarrow \min\{\rho\mu_i, 10^{20}\}$

$i \leftarrow i + 1$

end while

[26] で用いられた Inexact Augmented Lagrange Multiplier 反復法に従い, i 番目の反復において既知の L_i と μ_i を用いて以下の制約最適化問題を解く.

$$\begin{aligned}
& \min_{W, R, U} \quad \|I - RW\|_F^2 + \alpha \|\mathbf{w}_2^T\|_1 \\
& \quad \quad + \langle L_i, U - W \rangle + \frac{\mu_i}{2} \|U - W\|_F^2 \\
& \text{s.t.} \quad R \geq 0, U \geq 0, W \geq 0, U = W, \\
& \quad \quad r(\lambda_k) = \sum_n a_n b_n(\lambda_k), \sum_k r(\lambda_k) = 1
\end{aligned}$$

Algorithm 1に示すように、全ての変数を同時に解くのではなく目的関数を最小化するようにそれぞれの変数の値を交互に選んでいく。

4.2.1 W の更新

R, U, L が既知の下では、我々が解くべき問題は

$$\begin{aligned} \min_W \quad & \|I - RW\|_F^2 + \alpha \|\mathbf{w}_2^T\| \\ & + \langle L_i, U - W \rangle + \frac{\mu_i}{2} \|U - W\|_F^2 \\ \text{s.t.} \quad & W \geq 0, \end{aligned} \quad (26)$$

と表現できる。アルゴリズムの高速化のため $\|A\|_F^2 = \text{tr}(A^T A)$ と置き、目的関数を展開する。

$$\begin{aligned} & \text{tr} \left((I - RW)^T (I - RW) \right) + \alpha \text{tr}(SW) \\ & + \text{tr} \left((U - W)^T L_i \right) + \frac{\mu_i}{2} \text{tr} \left((U - W)^T (U - W) \right) \end{aligned} \quad (27)$$

これは W についての二次式となるため、解を得られることが保証される。偏微分して0となる W を求めることで、 W の更新式が

$$W \leftarrow \left(R^T R + \frac{\mu_i}{2} E \right)^{-1} \left(R^T I - \frac{\alpha}{2} S^T + \frac{\mu_i}{2} U + \frac{L_i}{2} \right) \quad (28)$$

で与えられる。ここで、 E は行列積に関する単位行列を、 S は一列目及び二列目の全ての要素がそれぞれ0と1となるような $M \times 2$ の行列を示す。

4.2.2 R の更新

U, L, W が既知の下では、基底表現を用いると我々が解くべき問題は

$$\begin{aligned} \min_{a_1, \dots, a_8} \quad & \|I - RW\|_F^2 \\ \text{s.t.} \quad & r(\lambda_k) = \sum_n a_n b_n(\lambda_k), \sum_k r(\lambda_k) = 1, R \geq 0 \end{aligned}$$

と表現できる。また、アルゴリズムの高速化のためトレースノルムを導入し、次のように変形する。

$$\begin{aligned} \min_{a_1, \dots, a_8} \quad & \text{tr}(RWW^T R^T - 2RWI^T) \\ \text{s.t.} \quad & r(\lambda_k) = \sum_n a_n b_n(\lambda_k), \sum_k r(\lambda_k) = 1, R \geq 0 \end{aligned}$$

未知数が十分少ないため、この問題は非線形最小二乗法で解くことができる。

4.2.3 U の更新

L, R, W が既知の下では、我々が解くべき問題は

$$\begin{aligned} \min_U \quad & \langle L_i, U - W \rangle + \frac{\mu_i}{2} \|U - W\|_F^2 \\ \text{s.t.} \quad & U \geq 0, \end{aligned} \quad (29)$$

で表現される。 W 同様にトレースノルムを使用し、この目的関数を展開する。

$$\text{tr}(U^T L_i - W^T L_i) + \frac{\mu_i}{2} \text{tr}(U^T U - 2U^T W + W^T W) \quad (30)$$

U について偏微分し 0 となる U を求める。

$$L_i + \frac{\mu_i}{2} (2U - 2W) = 0 \quad (31)$$

従って、 U の更新式は次式で与えられる。

$$U \leftarrow W - \frac{1}{\mu_i} L_i \quad (32)$$

こうして得られた U に対し、さらに以下のような制約を実現するための処理を行う。

非負値推定

扱うのは画像データであるため、推定結果も非負である。また、光の重ね合わせにおいて係数が負になることは決してない。しかし、このアルゴリズムは乗法更新則ではないため、推定値が負値にならないように制限が必要になる。そこで、式 (32) で更新された U に、 $U \geq 0$ となる制約を与えている。本研究では負値をとった成分を 0 と置きなおしている。

追加制約について

また、誤った推定を防ぐために、高次成分は低次成分より小さくなるという制約を課している。これについて以下に説明する。

ある反射率 $r(\lambda)$ に対して、推定された反射率を $r_e(\lambda)$ とする。本来であれば

$$r_e(\lambda) \rightarrow r(\lambda) \quad (33)$$

と最適化されるはずであるが、

$$r_e(\lambda)^2 \rightarrow r(\lambda) \quad (34)$$

として最適化されてしまう場合がある。これは三次以上の相互反射を考慮する場合や二色以上のシーンではこれが顕著になる可能性がある。これを防ぐために、あるピクセルの輝度 $I(\lambda)$ に対して $I(\lambda) = w_1 r_e(\lambda) + w_2 r_e(\lambda)^2$ としたときに $w_1 > w_2$ となるように制約を課している。本研究では $w_2 > w_1$ となったときの u_2 を、 u_1 と同じ値に更新している。

4.2.4 収束

本研究ではアルゴリズムの収束を，目的関数の変化率が一定値以下となったときとしている．目的関数は $\|I - RW\|_F^2 + \alpha \|\mathbf{w}_2^T\|_1$ とし，反復による変化率が 1×10^{-8} 未満になったときを収束と判断している． R の推定では MATLAB の `fmincon` 関数を用い，収束に関してはデフォルト値を使用している．

R の初期値には初期値には 4.1 で得られた値を使用しており，これにより解の安定を図っている．

4.3 二色シーンにおける分光反射率推定

二色シーンを対象とした手法でも一色シーンと同様に推定を行うが，そのまま応用できないため拡張を行う．初期値推定と大域解推定それぞれにおける拡張について以下に論じる．

4.3.1 二色シーンにおける初期値

4.1 項と同様に，入力分光画像行列 I を SVD を用いて U と V に分解する．これにより以下の式が得られる．

$$\begin{aligned} RW &= UQQ^{-1}V \\ R &= UQ, \quad W = Q^{-1}V \\ Q &= [\mathbf{Q}_1 \quad \mathbf{Q}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{Q}_5]. \end{aligned} \tag{35}$$

ところが，行列 Q の要素が多すぎるためこの式は一色シーンの場合と同様の方法で解くことはできない．そこで別の手法を用いる．

基底を用いることで，制約は以下のように書くことができる．

$$\begin{aligned} U\mathbf{Q}_1 &= B\alpha_1 \\ U\mathbf{Q}_2 &= B\alpha_2 \end{aligned} \tag{36}$$

従って解くべき問題は，

$$\begin{aligned} [U \quad -B] \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_1 \\ \alpha_1 \end{bmatrix} &= 0 \\ [U \quad -B] \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_2 \\ \alpha_2 \end{bmatrix} &= 0 \end{aligned} \tag{37}$$

と得られる．この式は SVD を使うことで解くことができるが，求めるべき値は以下のよう

に2つの解ベクトルの線形結合となり、曖昧性が残る．

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_1 &= \beta_1 \mathbf{s}_1 + \beta_2 \mathbf{s}_2 \\ \mathbf{Q}_2 &= \beta_3 \mathbf{s}_1 + \beta_4 \mathbf{s}_2 \end{aligned} \quad (38)$$

ここで、 $\mathbf{s}_1$ 及び $\mathbf{s}_2$ は $\begin{bmatrix} U & -B \end{bmatrix} \mathbf{s} = 0$ の解ベクトルとし、 β_1 から β_4 はそれぞれの係数とする．このとき、 $\mathbf{Q}_3$ から $\mathbf{Q}_5$ は $\mathbf{Q}_1$ 及び $\mathbf{Q}_2$ から求めることができる．

ここで係数 β は、

$$\begin{aligned} \beta_1^2 + \beta_2^2 &= 1 \\ \beta_3^2 + \beta_4^2 &= 1 \end{aligned}$$

と正規化されていると仮定する．これにより、求めるべき未知数は二つに減少する．

一般的に、境界を除外すると対象シーン内で $\mathbf{r}_1$ と $\mathbf{r}_2$ の領域はそれぞれ重なり合っていないと考えられる．また、対象とする全ピクセルの内領域の境界となる部分のピクセルの割合は十分に少ないことも仮定できる．このことから、解くべき問題は新たに、

$$\begin{aligned} \min_{\beta_1, \beta_3} \quad & \|\mathbf{w}_1 \circ \mathbf{w}_2\|_F^2 \\ \text{s.t.} \quad & W = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 \\ \mathbf{w}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{w}_5 \end{bmatrix}, \\ & W = Q^{-1}V, \end{aligned} \quad (39)$$

と得られる．この目的関数は凸ではないため厳密な解を得ることはできない．そこで、グリッドサーチを用いて初期値となる解を得る．

4.3.2 二色シーンにおける推定手法の拡張

式 (39) ではベクトルの要素積を用いたが、厳密な解の推定では W の L1-ノルムを用いる．

この違いを論じるため、三種類の制約を導入する：(a) $\|W\|_1$ ，(b) $\|\mathbf{w}_1 + \mathbf{w}_2\|_1$ ，(c) $\|\mathbf{w}_1 \circ \mathbf{w}_2\|_F^2$ ．図 12 はこれらの制約の比較を示す．それぞれの制約によって得られる解は同一であることがこの図からわかるが、同時にピークの形に差が現れている．式 (39) ではグリッドサーチを用いた解探索を行っていることから、よりピークが顕著となる L2-ノルムを用いた．一方、今回は合理的な初期値を用いた ADMM による推定を行うため、スムーズな制約が要求される．このことから、本手法では L1-ノルムを採用している．

スパース性についての正規化項 $f_s(W)$ を $\sum W$ とすると、4.2 項と同様に二色シーンに

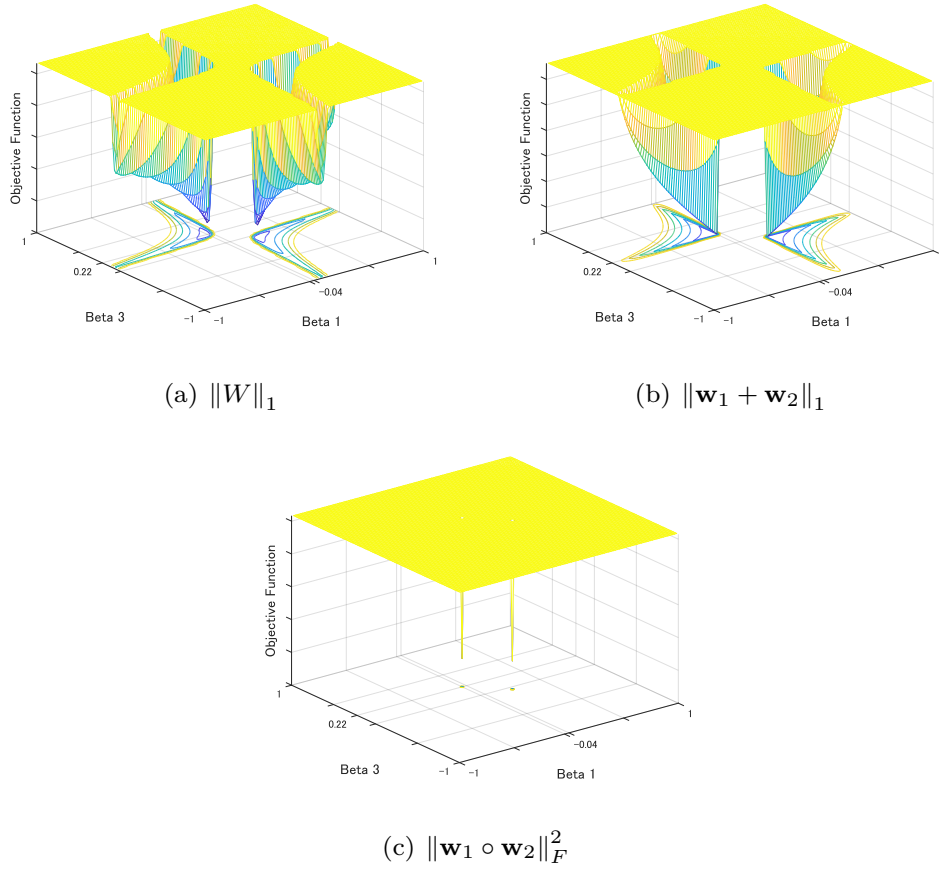


図12 三種類のスパース制約の 3D プロット. β 軸はそれぞれのピーク位置を示している. ピークが対称な二点に存在するのは, r_1 と r_2 による曖昧性が存在するためである.

おける解くべき問題は次のように書くことができる.

$$\begin{aligned}
 \min_{W, R, U} \quad & \|I - RW\|_F^2 + \alpha \sum W \\
 & + \langle L_i, U - W \rangle + \frac{\mu_i}{2} \|U - W\|_F^2 \\
 \text{s.t.} \quad & R \geq 0, U \geq 0, W \geq 0, U = W, \\
 & r_1(\lambda_k) = \sum_n a_{n1} b_n(\lambda_k), \sum_k r_1(\lambda_k) = 1 \\
 & r_2(\lambda_k) = \sum_n a_{n2} b_n(\lambda_k), \sum_k r_2(\lambda_k) = 1.
 \end{aligned}$$

従って, W 及び R の更新式 (28) 及び (29) はそれぞれ次のように書き換えられる.

$$W \leftarrow \left(R^T R + \frac{\mu_i}{2} E \right)^{-1} \left(R^T I - \frac{\alpha}{2} E_H + \frac{\mu_i}{2} U + \frac{L_i}{2} \right), \quad (40)$$

$$\begin{aligned}
& \min_{\substack{a_{11}, \dots, a_{81} \\ a_{12}, \dots, a_{82}}} \text{tr} (RWW^T R^T - 2RWI^T) \\
& \text{s.t.} \quad r_1(\lambda_k) = \sum_n a_{n1} b_n(\lambda_k), \sum_k r_1(\lambda_k) = 1, \\
& \quad r_2(\lambda_k) = \sum_n a_{n2} b_n(\lambda_k), \sum_k r_2(\lambda_k) = 1, \\
& \quad R \geq 0.
\end{aligned}$$

ここで、 E_H は全ての要素が1の行列を示す。

更に、 U の更新にも制約の追加を行う。このアルゴリズムはスパース性を評価しているが、これだけでは不十分であり、元の分光反射率を推定された $\mathbf{r}_1$ と $\mathbf{r}_2$ の重ね合わせとして表現してしまう可能性がある。そこで式 (32) で更新された U に、 $\mathbf{r}_1$ と $\mathbf{r}_2$ の係数を比較し、小さい方の係数を0とする制約を与えている。

4.4 仮定と制限

本手法は相互反射の空間分布と分光反射率を同時に推定するため、対象とするシーンに対して仮定を設けており、制限が存在する。

光源のスペクトルやカメラ感度に関しては既知としており、その影響は事前に除去されている。このため、未知の光源やカメラを用いた撮影については正確な推定を行うことができない。特に、分光反射率推定を目的としているため、一部のスペクトルで強度が存在しない光源を用いた場合は、その帯域の反射率については推定を行うことができない。

また、安定した分光反射率推定のために基底表現を用いていることから、基底表現できない対象については精度の低下が懸念される。今回使用している基底は自然界の素材を高い精度で表現できると知られているもの [29] を使用しているが、特殊な素材に関しては改めて基底の算出を行う必要がある。同様に、二色シーンについて本モデルでは各素材の領域は空間的に明確な境界が存在することを仮定しており、グラデーションを持ったテクスチャは対象外としている。更に U の追加制約に関して、直接成分が相互反射成分より強いことを仮定しているが、この影響に関しては第5章で論じる。

また、従来の RGB 画像に対して直接応用することができない。これは各チャンネルの感度特性が可視光帯域で分布を持っていることに由来しており、RGB 画像から計算される二次成分は、

$$I_{RGB}^2 = \left(\sum_{\lambda_k} r(\lambda_k) c(\lambda_k) \right)^2 = (r_1 c_1 + r_2 c_2 + \dots)^2 \quad (41)$$

と記述されるのに対し、実際に観測される二次成分は、

$$I_{RGB2} = \sum_{\lambda_k} r(\lambda_k)^2 c(\lambda_k) = r_1^2 c_1 + r_2^2 c_2 + \dots \quad (42)$$

と記述されることに由来する。ここで、 $c(\lambda_k)$ は各チャンネルの分光感度を示す。

4.5 第 4 章のまとめ

本章では相互反射を考慮した分光反射率推定手法を開発した。第 3 章で導出した通り、相互反射分離問題は非負値行列因子分解と見なすことができる。そこで、反射率行列 R の性質と分光反射率の基底表現 [29] を用いて特異値分解することで解を求めた。しかし本手法は物理的な性質から与えられる制約を適用することができないことから得られる解は厳密解ではないため、これを初期値として様々な制約を用いた最適化によって厳密解を求めた。最適化には Alternating Direction Method of Multiplier (ADMM) と Augmented Lagrange Method (ALM) を用いた。

さらに、それぞれについて二色シーンへの拡張を行った。次章ではシミュレーションデータや実際の分光画像に適用することで本手法の有効性について述べる。

第 5 章

相互反射分離と分光反射率推定に関する実験

5.1 スパース性正規化項の係数に関する実験

5.1.1 実験内容

相互反射分離と分光反射率推定の実験を行う前に、シミュレーションデータを用いたスパース性正規化項の評価を行った。この正規化項の目的は、相互反射が存在しない場合での誤推定を避けるためであり、実験に使用したシミュレーションデータは相互反射のない、空間に対して一様な画像を使用した。また、入力画像の分光分布には実在の分光反射率を基に生成した。

本実験で使用しているアルゴリズムは MATLAB R2017b 上で実行されている。また計算機環境は Intel(R) Core(TM) i7-7700K CPU と 32GB の RAM を搭載した 64bit オペレーティングシステムのデスクトップコンピュータである。シミュレーションされた分光画像は帯域は 420nm から 700nm を 5nm 刻み、合計 57 チャンネルで記録している。

5.1.2 実験結果

実験結果を図 13に示す。また、推定結果の例を図 14及び 15に示す。

5.1.3 実験考察

本実験では相互反射のないシーンを用いているが、図 13からわかる通りスパース性を考慮しない場合の本手法 ($\lambda = 0$) は間接成分が存在すると誤推定している。実際の分離結果

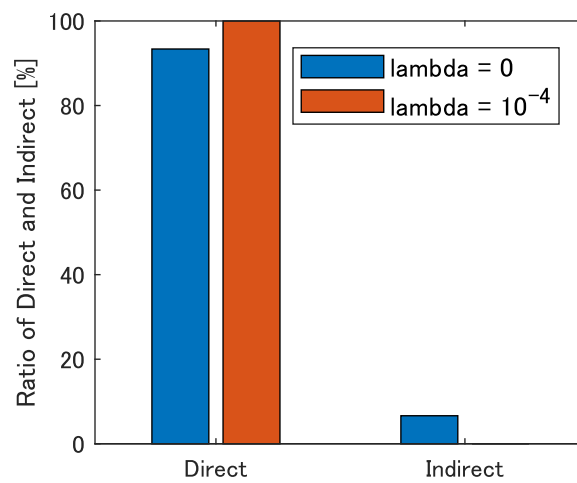


図13 直接成分と間接（相互反射）成分の比率．シミュレーションデータは相互反射のないシーンを想定しているが，スパース性を考慮しない本手法 ($\lambda = 0$) は間接成分が存在すると誤推定している．

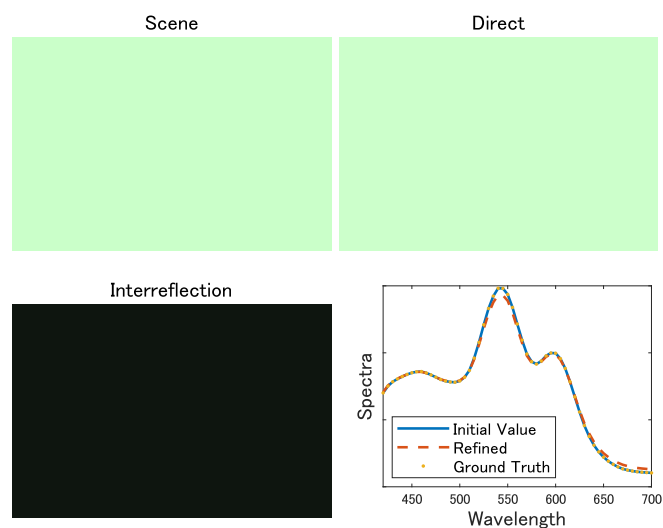


図14 シミュレーションデータによる推定結果例 ($\lambda = 0$)．左上部は入力画像，右上部は推定された直接成分，左下部は推定された相互反射成分，右下部は初期値と推定結果及び真値のスペクトル比較である．

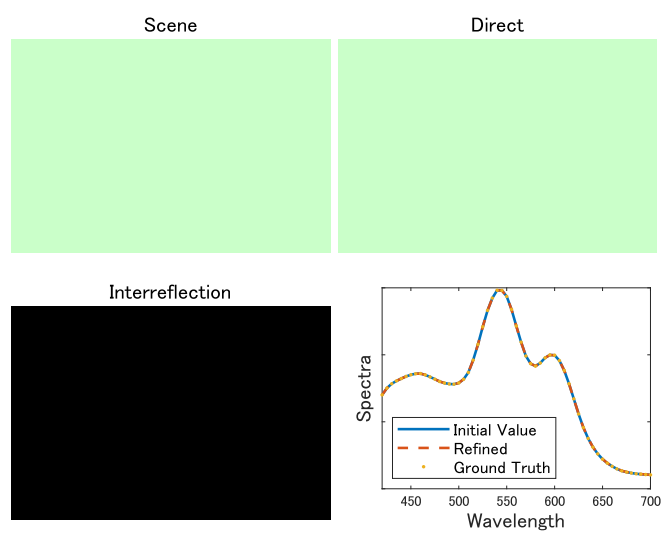


図15 シミュレーションデータによる推定結果例 ($\lambda = 10^{-4}$). それぞれ 14 と同様.

を示す図 14を見ると，推定されたスペクトルも真値とわずかにずれが生じていることが分かる．

この実験から，スパース性正規化項が精度向上に寄与していることがわかる．

5.2 相互反射分離と分光反射率の推定実験

5.2.1 実験内容

本実験では本手法の実際のシーンを対象にした分光反射率推定の精度について評価した。

まず従来の分光反射率計測との差を評価するため、色の異なる三種類の扇子を用いた実験を行った。扇子の形状は凹凸が多く相互反射が非常に起きやすいため、従来手法では分光反射率計測が困難である。また、真値には分解して相互反射の起きない状態で計測したスペクトルを用い、従来手法として撮影された分光画像の平均値を用いた。

更に、様々な色に対して本手法が有効であることを実証するため、24種類の色紙を用いた実験も行った。この実験ではA4サイズの様々な色の色紙を半分に折り60度程度の角度に設置したものを撮影し、推定を行った。また4.4項で述べた制約の評価のため、 U に関する追加制約を用いない場合の結果との比較を行った。

最後に、実世界の複雑な形状のシーンにおける相互反射分布推定を定性的に評価するため、身の回りの一色及び二色の素材を用いた推定結果を示す。

実験には空間解像度 1280×1024 ピクセルのエバジャパン社マルチスペクトルカメラ NH-8 を使用し、帯域は 420nm から 700nm を 5nm 刻み、合計 57 チャンネルとしている。照明にはセリック株式会社の人工太陽照明灯を用い、Labsphere 社標準白色板による照明やカメラ感度のキャリブレーションが行われている。

本実験で使用しているアルゴリズムは MATLAB R2017b 上で実行されている。また計算機の環境は Intel(R) Core(TM) i7-7700K CPU と 32GB の RAM を搭載した 64bit オペレーティングシステムのデスクトップコンピュータである。

スパース性正規化項の係数 α は 5.1 項の実験より 10^{-4} としている。

5.2.2 実験結果

従来手法との比較実験の結果を図 16 及び図 17 に示す。 U に対する追加制約に関しての実験結果を図 18 に示す。また、実世界のシーンにおける実験結果を図 19 及び図 20 に示す。

5.2.3 実験考察

図 16 からわかる通り、本手法によって推定された分光反射率は相互反射を考慮しない従来手法より非常に高い精度を達成している。図 16(a) を例に挙げると、従来手法では誤差率 0.12 程度に対し、本手法による推定結果は誤差率 0.039 を達成している。

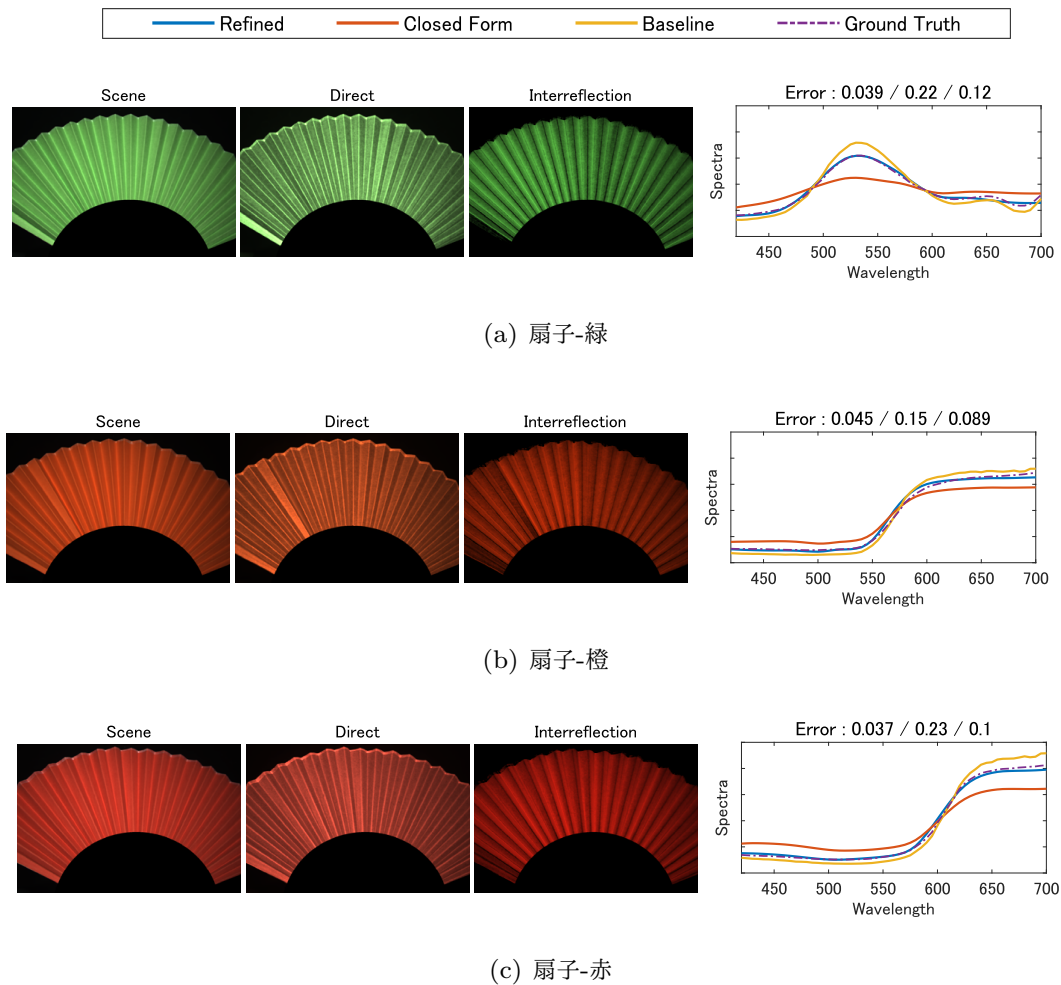


図16 相互反射除去と分光反射率推定結果. それぞれ左から, 入力画像, 推定された直接成分, 推定された間接成分, スペクトル比較を示す. スペクトル比較図の上部テキストはそれぞれ, 推定結果/初期値/考慮しない計測での誤差率を示している.

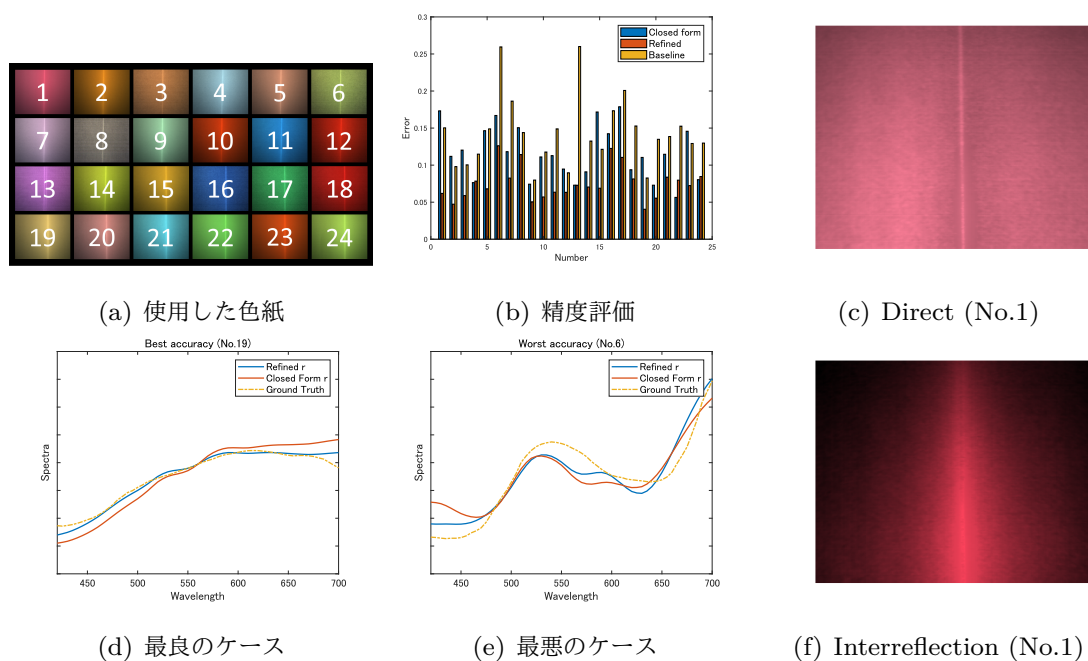


図17 様々な素材における分光反射率推定評価実験。(a) 使用した 24 種類の色紙。(b) 精度評価。(c) 推定された直接成分例。(f) 推定された相互反射成分例。(d) 最も高い精度で推定されたケースの分光反射率。(e) 最も低い精度で推定されたケースの分光反射率。

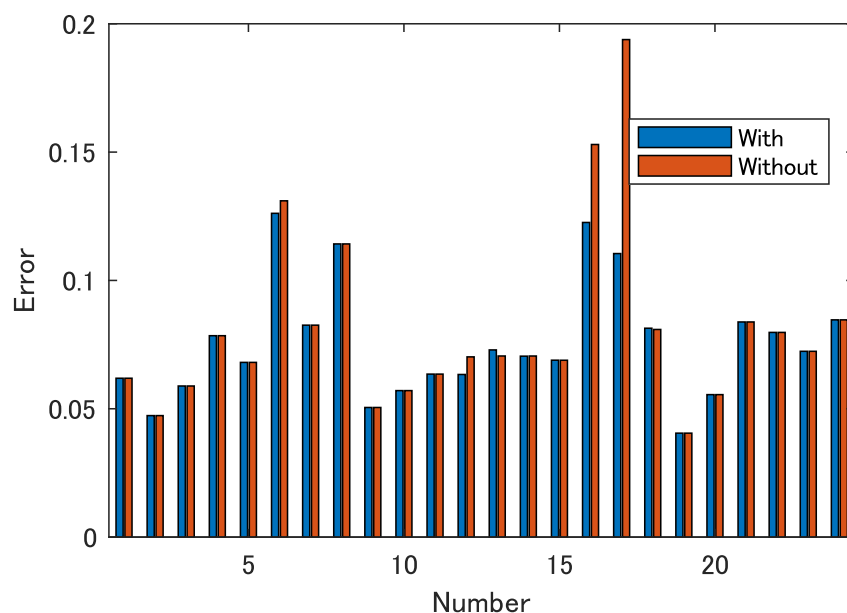


図18 U の追加制約に関する実験。横軸が素材番号を、縦軸に誤差を rRMSE で示す。

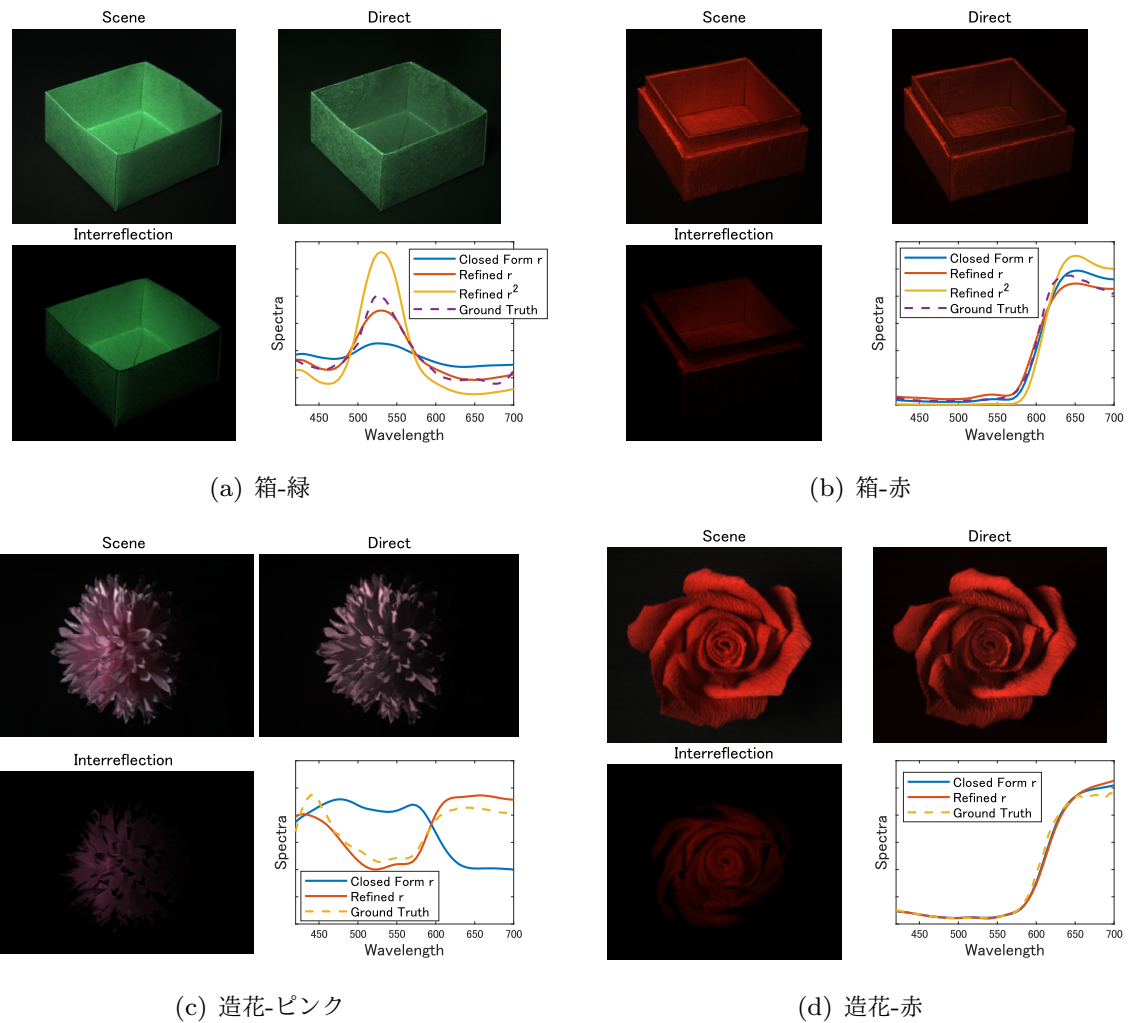
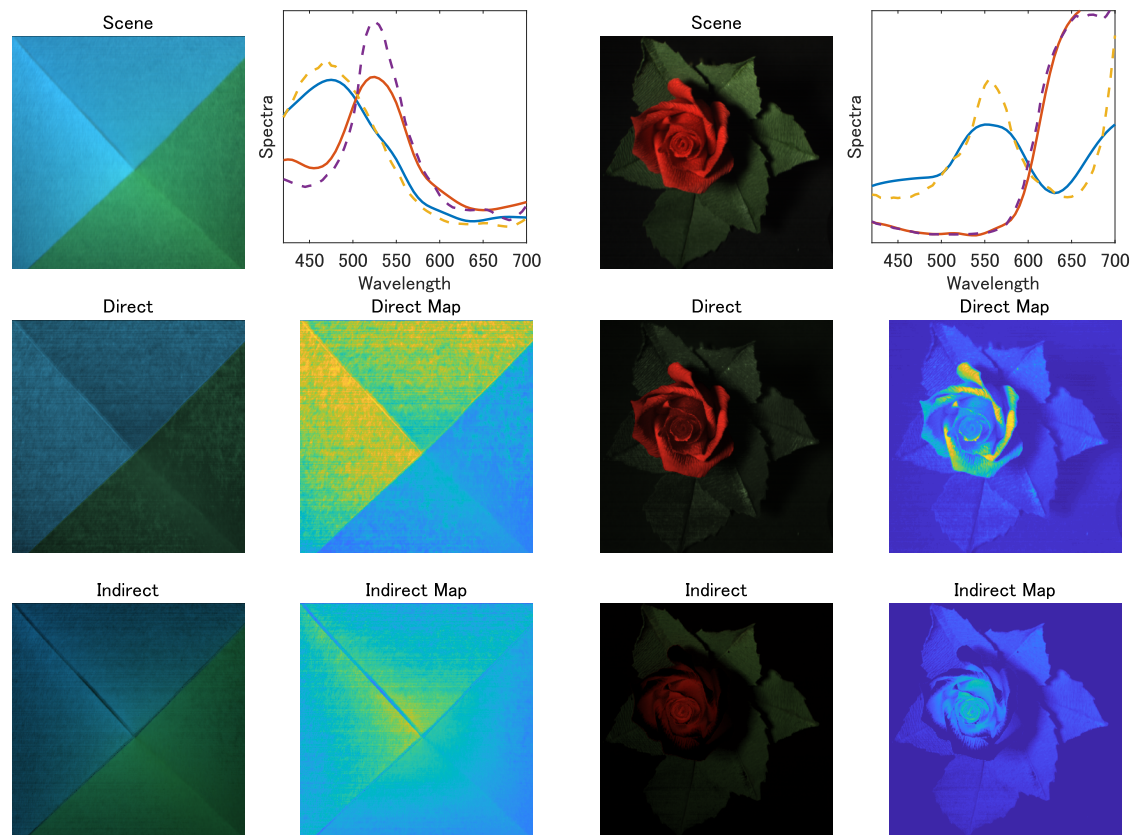
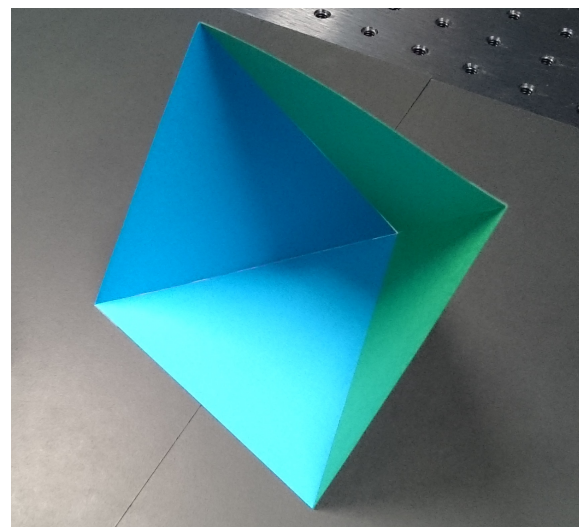


図19 実世界一色シーンにおける実験結果. (a) 箱-緑. (b) 箱-赤. (c) 造花-ピンク. (d) 造花-赤. それぞれ左上部が入力画像, 右上部が推定された直接成分, 左下部が推定された相互反射成分, 右下部が真値と推定結果スペクトルの比較を示す.



(a) 二色シーン 1

(b) 造花



(c) 二色シーン 1 の様子

図20 実世界二色シーンにおける実験結果. (a) 二色シーン 1. (b) 造花. (c) 二色シーンの様子. それぞれ左列は上から入力画像, 推定された直接成分, 推定された間接成分を示し, 右列は上から真値と推定結果のスペクトル比較, 直接成分の強度分布, 間接成分の強度分布を示す.

図 17(b) からわかる通り，本実験で使用したすべての素材で従来手法に比べて優位に高い精度を達成している．また図 18 から，直接成分が相互反射成分より大きいという制約は多くの場合では影響が小さいものの，いくつかの例では精度向上に貢献していることが分かる．本論文では画像上の全ての点が光源によって照明されていることを仮定しているため，ある点が光源が遮られ影になる場合については本制約を用いないことで精度が向上すると考えられる．

更に図 19 から示されるように，直接成分は箱の外表面や造花の花弁端部，相互反射成分は箱の内面や花の中心部に強く表れている．相互反射の強度分布を直接推定する手法は存在しないが，形状から想定される相互反射の様子と直感的に一致している．

これらのことから，本手法は単一分光画像からの相互反射分布と分光反射率の同時推定という目標を十分に達成していることがわかる．

また，二色シーンへ拡張された本手法では，撮影画像内のそれぞれの位置と相互反射の様子，分光反射率を同時に推定できていることが分かる．精度は一色に比べ劣るものの，相互反射による影響を考慮しながら二色の分離を達成した．

5.3 第 5 章のまとめ

本章では第 4 章で提案した手法をシミュレーション画像や実際の分光画像に適用することで有効性を検証した．まず，スパース性を評価する正規化項の係数を決定するため，シミュレーション画像を用いた実験を行い，これにより得られた係数を他の実験でも用いることとした．

また，精度を評価するため様々な色の紙を用いた実験を行った．この結果から従来手法と比較して高い精度を達成していることが示された．他にも実際に撮影された分光画像に本手法を適用することで定性的な評価を行った．形状から我々が予測する相互反射の様子と一致しており，相互反射分布の推定も十分な精度に到達していることが示された．

第 6 章

濡れ分光散乱モデル

この章では、濡れによって引き起こされる物体の見えの変化を記述する光学モデルを導出する。濡れた素材内部での光のふるまいを記述するために、まずは乾いた素材を考え、その後濡れた素材に拡張する。素材が濡れるということを光学的に記述するために、これまで扱ってきた反射ではなく散乱について考える。

6.1 単波長における散乱モデル

表1 記号の定義

$p(g, \omega)$	Henye-Greenstein(HG) 位相関数
$p^{\{n\}}$	n 回畳み込み積分された HG 位相関数
g_d	乾いた素材での散乱異方性パラメータ
g_s	濡れた素材での散乱異方性パラメータ
ω	方向ベクトル
u	乾いた素材での吸収係数
v	液体での吸収係数
r_0	散乱における平均光路長
n	散乱回数
γ	濡れ度合い
η	全光路長において素材 1 を通る光路長の割合

まず、素材は単一の粒子で構成されているとし、光は一度だけ散乱することを考える。広く利用されている散乱モデル [38] を用いると、一度散乱した光の強度 I_1 は入射輝度 I_0 と散

乱光の分布を近似する位相関数，及び素材での光の吸収を示す項の積で表すことができる．

$$I_1(g, \omega, u, r_1) = I_0 p(g, \omega) e^{-ur_1},$$

$$p(g, \omega) = \sum_{l=0}^{\infty} \frac{2l+1}{4\pi} g^l P_l(\omega \cdot \omega_0) \quad (43)$$

ここで， $p(g, \omega)$ は Henyey-Greenstein 位相関数であり， g は $[-1, 1]$ の値をとる散乱分布の形状を記述する異方性パラメータを示す．また， ω 及び ω_0 はそれぞれ観測方向及び入射方向を， P_l はルジャンドル多項式を示す．本モデルの導出で用いる代表的な記号について表 1 にまとめる．図 21(a) に示すように， $g = 0$ のとき散乱の形状は等方となり，値が大き

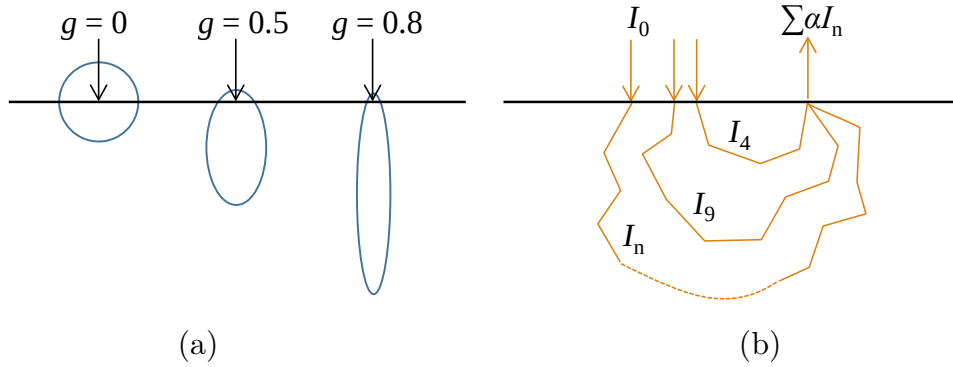


図21 (a) 散乱パラメータ g と散乱分布形状の関係．(b) ある点から放射される光は，様々な光路を経た光線の和として表現される．

くなるほど前方散乱が強くなる．後方散乱も同様に， $g < 0$ で記述できる． e^{-ur_1} は素材で吸収された光量を示し，それぞれ u は素材の吸収係数を， r_1 は素材の中で n 回散乱する間に通った距離を示す．

同様に， n 回散乱した光も，入射輝度と n 回散乱したときの平均位相関数及び吸収項の積で表すことができる．

ところで，実際に観測される光はある経路を通った一本の光線では表現できない．図 21(b) に示されるように，観測される光は様々な光路を通った複数の光の重ね合わせとして表現される．本研究では素材内の散乱粒子は均一に分布しており，散乱パラメータ g_d や乾いている素材の吸収係数 u は空間的に均一と仮定している．また，素材表面は平面であり，入射光には平面光源を用いていると仮定している．これらの仮定を用いると，乾いた表面上

のある点での輝度は以下のような n 回散乱した光の重み付き合計で表現できる.

$$\begin{aligned}
 I_d(g_d, \omega, u, r_0) &= \sum_n \alpha(g_d, n) I_n(g_d, \omega, u, r_n) \\
 &= I_0 \sum_n \alpha(g_d, n) p^{\{n\}}(g_d, \omega) e^{-ur_n} \\
 &\approx I_0 \sum_n \alpha(g_d, n) p^{\{n\}}(g_d, \omega) e^{-unr_0}
 \end{aligned} \tag{44}$$

ここで、重み関数 $\alpha(g_d, n)$ は注目している表面上の点に到達するまでに n 回散乱する光の割合を表しており、 $p^{\{n\}}$ は位相関数 p の n 回畳み込みを表している. このモデルでは、吸収された光の量は表面に到達するまでに素材内を通過した総光路長で決定される. 一般に、様々な光路を考えた時にその総光路長は一意には定まらない. そこで、本研究では n 回散乱したときの総光路長 r_n を各散乱における平均的な光路長 r_0 を用いて $r_n \approx n \times r_0$ と近似している.

次に、濡れた場合について考える.

6.2 濡れた物体の散乱モデル

本研究では、濡れるという現象を、散乱粒子の間にあった空気が液体で置き換わっている、と捉えることとする. 実際の濡れも編みや微細な凹凸による表面張力によって液体が保持されているのであり、乾いているときにはそこに空気があったと考えるとわかりやすい. この液体は主に二つの現象を引き起こす. その一つは散乱分布の形状変化である. 空気から液体に替わることで粒子表面での屈折率等が変化し、散乱した光の異方性に変化が現れる. 二つ目は液体による光の吸収である. 光路に液体がある場合、素材と同様に光の吸収が起きる. 濡れ度合いをモデル化するために、まずは完全に濡れた状態、つまり飽和状態の散乱モデルについて考える.

飽和状態の輝度 I_s は、式 44 と同様に次式で与えられる.

$$I_s(g_s, \omega, u, v, r_0) = I_0 \sum_n \alpha(g_s, n) p^{\{n\}}(g_s, \omega) e^{-unr_0} e^{-vnr_0} \tag{45}$$

ここで、 g_s は飽和状態の異方性散乱パラメータ、 v を液体の吸収係数とする. 一般に液体の屈折率は空気よりも高いため液体中の素材の散乱パラメータ g_s は空気中のパラメータ g_d より高いことが知られている.

次に、素材が空間的に一部だけ濡れているような、より一般的な場合について考える. 一般性を失うことを避けるため、濡れることを散乱粒子間の空気と液体の置き換えではなく、濡れた素材の中では飽和状態と乾燥状態が共に存在しており、その比率が濡れ度合いで表現

できると本研究では解釈することとする．この濡れた素材に関する定義を用いることで，複数散乱時の総光路長は飽和部分の光路と乾燥部分の光路に分離することができる．そこで濡れ度合い γ を，総光路長の内の濡れている部分の光路長の割合として定義する．これにより， $\gamma = 0$ を光路すべてが乾燥， $\gamma = 1$ を光路すべてが飽和している部分を経由していることを表現できる．これを用いると，ある濡れ度合い γ での位相関数は以下のように表せる．

$$\begin{aligned}
 p^{\{n\}}(g_w, \omega) &= p^{\{(1-\gamma)n\}}(g_d, \omega) p^{\{\gamma n\}}(g_s, \omega) \\
 &= \sum_{l=0}^{\infty} \frac{2l+1}{4\pi} g_d^{(1-\gamma)nl} g_s^{\gamma nl} P_l(\omega \cdot \omega_0) \\
 &= p^{\{n\}}\left(g_d^{(1-\gamma)} g_s^{\gamma}, \omega\right), \\
 g_w &= g_d^{(1-\gamma)} g_s^{\gamma}.
 \end{aligned} \tag{46}$$

また，濡れ度合い γ を用いると濡れた素材での吸収項は $e^{-ur_0} e^{-\gamma vr_0}$ と示すことができる．濡れた素材の輝度は式 45 にこれらを代入することで，

$$\begin{aligned}
 I_w(g_d, g_s, \omega, u, v, \gamma, r_0) &= I_0 \sum_n \alpha(g_w, n) p^{\{n\}}(g_w, \omega) e^{-unr_0} e^{-\gamma vn r_0} \\
 g_w &= g_d^{(1-\gamma)} g_s^{\gamma}
 \end{aligned} \tag{47}$$

と得られる．

濡れ度合い γ が大きくなるとき，散乱係数 g_w も大きくなる．これは散乱方向を前方に集中させることに相当する．その結果，素材表面に到達して空気中に戻るまでに移動する光路長が伸びる．直感的には入射光がより深くまで到達することを意味し，言い換えれば素材が光学的に厚くなると捉えることもできる．光路長が増えることにより，素材中で吸収される光の量が増える．これが濡れた表面で起きる暗化現象である．

6.3 濡れの分光モデル

次に，前節で導出された単波長モデルを拡張し，分光モデルの導出を行う．まず，波長に依存する多重散乱モデルの特性を調べ，本研究では波長間での影響がないミー散乱 [17] を仮定している．これにより，散乱パラメータ g は各波長間で一定とみなせる．素材や液体の吸収係数は通常波長によって変化するため，それぞれ $u(\lambda_k), v(\lambda_k)$ と記述する．ここで， λ_k は分光器や分光カメラで計測する際のバンド番号とする ($k = \{1, 2, \dots, K\}$)．重み関数 α と位相関数 p は散乱パラメータ g 同様に波長に対して一定とする．これらにより，濡れの

分光モデルは以下のように導出される。

$$\begin{aligned} I_w(g_d, g_s, \omega, u(\lambda_k), v(\lambda_k), \gamma, r_0) \\ = I_0 \sum_n \alpha(g_w, n) p^{\{n\}}(g_w, \omega) e^{-u(\lambda_k)nr_0} e^{-\gamma v(\lambda_k)nr_0} \end{aligned} \quad (48)$$

完全な乾燥状態や飽和状態については、この式を用いてそれぞれ $\gamma = 0$ や $\gamma = 1$ で表現される。

簡略化のため、入射光にはキャリブレーションされた白色光を用いることとし、これにより I_0 は1と扱うことができる。また、位相関数 $p^{\{n\}}(g, \omega)$ は定義式(43)と畳み込み積分により、 $p(g^n, \omega)$ と書き換えられる。更に光の入射角が均一であることから、 ω は定数として扱うことができる。ところで、このモデルは入力画像 I と γ をピクセル方向に拡張することで空間的な濡れの分布を表現することができる。ここで、ピクセル方向への拡張を示すために m 番目のピクセルを下付き文字で I_m 及び γ_m で示すこととする。これらを用いると式(48)は以下のように書き換えられる。

$$\begin{aligned} I_m(g_d, g_s, u(\lambda_k), v(\lambda_k), \gamma_m, r_0) \\ = \sum_n \alpha(g_w, n) p(g_w^n, \omega) e^{-u(\lambda_k)nr_0} e^{-\gamma_m v(\lambda_k)nr_0} \end{aligned} \quad (49)$$

導出されたこのモデルにより、均質で平坦な素材における見えへの濡れの影響が正確に記述される。

次節ではこのモデルを複数素材で構成されるテクスチャを対象としたモデルに拡張する。

6.4 複数素材で構成された濡れモデル

6.3節では均一な単一素材についてモデル化を行った。本節では複数素材の場合について考える。ここで、各素材はそれぞれ異なった吸収係数及び散乱パラメータを持つと仮定する。この仮定からこれまで単一素材で用いてきたパラメータの内 u, g_d, g_s は、それぞれの素材に対応する u_1, g_{d1}, g_{s1} 及び u_2, g_{d2}, g_{s2} で記述される。

さらに、モデルの拡張にはそれぞれの素材の空間的な分布を示すパラメータが必要となる。本研究ではピクセル m における素材1と素材2の割合を示す係数を γ_m で表すこととする。この γ_m は散乱モデルに合わせ、図22のようにピクセル m から放射する光の全ての経路の内、素材1を通る経路の割合と定義される。従って、素材1中のみを通った光の場合は $\eta = 1$ 、素材2中のみの場合は $\eta = 0$ で表現される。このパラメータを用いると、割合 η_m で示されるピクセルの吸収係数は $\eta_m u_1 + (1 - \eta_m) u_2$ で示される。

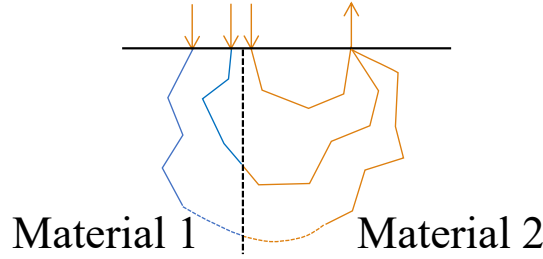


図22 導入するパラメータ η の定義. 割合 η は素材表面から空气中に放射される光において, 全ての光路長の内の素材 1 の内部を通る光路の長さとして定義される. 全ての光路長は, 複数の経路を通った光線についてもすべて足し合わせている.

同様に, 複数素材からなる散乱パラメータも,

$$\begin{aligned} g_w &= g_d^{1-\gamma_m} g_s^{\gamma_m}, \\ g_d &= g_{d1}^{\eta_m} g_{d2}^{1-\eta_m}, \\ g_s &= g_{s1}^{\eta_m} g_{s2}^{1-\eta_m}, \end{aligned} \quad (50)$$

と記述できる.

これらを用いることで, 複数素材における濡れの見えモデルは

$$\begin{aligned} I_m(g_{d1}, g_{d2}, g_{s1}, g_{s2}, \eta_m, u_1(\lambda_k), u_2(\lambda_k), v(\lambda_k), \gamma_m, r_0) \\ = \sum_n \alpha(g_w, n) p(g_w^n) e^{-\{\eta_m u_1(\lambda_k) + (1-\eta_m) u_2(\lambda_k)\} n r_0} e^{-\gamma_m v(\lambda_k) n r_0} \end{aligned} \quad (51)$$

と与えられる. また, このモデルは $u_1 = u_2$ 或いはすべてのピクセルにおいて $\eta_m = 1$ と与えることで単一素材のモデルとして扱うこともできる.

6.5 第6章のまとめ

本章では濡れが見えに及ぼす影響を, 素材の散乱に着目して記述する分光モデルを導出した. まず乾いている一色素材での表面下散乱について, 素材粒子での前方散乱を用いたモデルを導出した. また, 浸み込んだ液体によって生じる素材粒子での散乱の様子を Henyey-Greenstein 位相関数を用い, 光路長が伸びることによる輝度の低下やスペクトルの変化をモデル化した. このモデル化から光路長に基づいたパラメータにより素材の濡れ度合いを表現した.

さらに本モデルを二色からなるテクスチャ素材に拡張し, 異なる素材間を通過する光路についても濡れを同様にモデル化できることを示した.

次章では本モデルを用いた分離手法について述べる.

第 7 章

濡れと吸収係数の同時推定手法

本研究で新たに導出したモデルによると、観測される光のスペクトルは素材の吸収率だけでなく、濡れによっても変化することが示された。

本章では濡れと色を同時に推定する手法について述べる。

7.1 濡れと吸収係数の同時推定問題

本モデルを用いた推定手法は以下のように記述される。

$$\begin{aligned}
 & \min_{\substack{g_{d1}, g_{d2}, g_{s1}, \\ g_{s2}, \boldsymbol{\eta}, \boldsymbol{u}_1, \\ \boldsymbol{u}_2, \boldsymbol{v}, \boldsymbol{\gamma}, r_0}} \quad \|I_c - I_w\|_F^2 \\
 & I_w = [I_{w1}(\lambda_k), \dots, I_{wM}(\lambda_k)] \\
 & I_{wm} = \sum_n \alpha(g_w, n) p(g_w^n) e^{-\{\eta_m u_1(\lambda_k) + (1-\eta_m)u_2(\lambda_k)\}nr_0} e^{-\gamma_m v(\lambda_k)nr_0} \\
 & g_w = \left(g_{d1}^{\eta_m} g_{d2}^{1-\eta_m}\right)^{1-\gamma_m} \left(g_{s1}^{\eta_m} g_{s2}^{1-\eta_m}\right)^{\gamma_m} \\
 \text{s.t.} \quad & u_1(\lambda_k), u_2(\lambda_k), v(\lambda_k) \geq 0 \quad (k = 1, 2, \dots, K), \\
 & 1 \geq \gamma_m \geq 0 \quad (m = 1, 2, \dots, M), \\
 & 1 \geq \eta_m \geq 0 \quad (m = 1, 2, \dots, M), \\
 & \infty \geq r_0 \geq 0, \quad 1 \geq g_{s1} > g_{d1} \geq 0, \quad 1 \geq g_{s2} > g_{d2} \geq 0.
 \end{aligned} \tag{52}$$

ここで、 I_c は K バンド M ピクセルのスペクトル画像、 $\|I\|_F$ はスペクトル画像 I のフロベニウスノルムとする。また表記の簡略化のため、 $\boldsymbol{\eta} = [\eta_1, \dots, \eta_M]$ 、 $\boldsymbol{\gamma} = [\gamma_1, \dots, \gamma_M]$ 、 $\boldsymbol{u} = [u(\lambda_1), \dots, u(\lambda_K)]$ 、 $\boldsymbol{v} = [v(\lambda_1), \dots, v(\lambda_K)]$ のようにベクトル表記を用いている。

式を見てわかるように、散乱による相互作用の項と液体や吸液性素材における光の吸収を示す項の関係はバイリニアであり、この逆問題は本質的に不良設定問題である。そこで本研究では以下の仮定を用いることで、ロバストな推定手法の開発を目指した。まず、液体の種

類は既知あるいは予め計測可能であると仮定する．これにより，液体の吸収係数 $v(\lambda_k)$ は既知として扱うことができる．次に，着目している領域内の全ての点について，着目している素材及び液体のみで構成されている，と仮定する．例えば入力画像中に推定を行わない領域が存在する場合，該当領域による外乱が発生しないように事前処理を行う必要がある．さらに，着目している領域内に必ず飽和している点と完全に乾いている点が存在する，という仮定も用いる．そうでない場合，推定される濡れ度合いは相対的となり，領域内の最も濡れている点および最も乾いている点がそれぞれ自動的に割り当てられる．

重み関数 $\alpha(g_w, n)$ はモンテカルロシミュレーションによって決定した．これを求めるため，様々な散乱パラメータ g の値における光の散乱の様子を本モデルによってシミュレーションした．その後，シミュレーション結果から n 回散乱したときに表面に到達する光の割合を求め，その分布からある値 g のときの重み関数 $\alpha(g, n)$ をフィッティングし，推定に使用する．

また， η と u_1 及び u_2 に関しては潜在的な曖昧性が存在するため，安定した推定を行うために η に関する正規化項を追加する．本研究では，素材のそれぞれの素材同士の境界線付近以外では空間的分布は滑らかであり，各ピクセルはいずれかの素材に属する (η は 0 か 1 の値をとる) という二値性を仮定する． η の滑らかさを示す正規化項には，境界を考慮した平滑化フィルタであるバイラテラルフィルタを採用した．正規化項は $\|\eta_m - \text{blf}(\eta_m)\|_F^2$ で表される．ここで $\text{blf}(\eta_m)$ はバイラテラルフィルタにより平滑化された η_m を表す．二値性を与える正規化項には，0 や 1 で最小値をとり 0.5 で最大値をとるベータ関数 $\beta(x) = \frac{x^2(1-x)^2}{\int_0^1 x^2(1-x)^2 dx}$ を採用した．これらを用い，解くべき問題は次のように書き換えられる．

$$\begin{aligned}
 & \min_{\substack{g_{d1}, g_{d2}, g_{s1}, \\ g_{s2}, \eta, \mathbf{u}_1, \\ \mathbf{u}_2, \gamma, r_0}} f(g_{d1}, g_{d2}, g_{s1}, g_{s2}, \eta, \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \gamma, r_0) \\
 & f = \|I_c - I_w\|_F^2 + c_s \sum_m \|\eta_m - \text{blf}(\eta_m)\|_F^2 + c_b \sum_m \beta(\eta_m) \\
 & I_w = [I_{w1}(\lambda_k), \dots, I_{wM}(\lambda_k)] \\
 & I_{wm}(\lambda_k) = \sum_n \alpha(g_w, n) p(g_w^n) e^{-\{\eta_m u_1(\lambda_k) + (1-\eta_m)u_2(\lambda_k)\}nr_0} e^{-\gamma_m v(\lambda_k)nr_0} \quad (53) \\
 & g_w = \left(g_{d1}^{\eta_m} g_{d2}^{1-\eta_m}\right)^{1-\gamma_m} \left(g_{s1}^{\eta_m} g_{s2}^{1-\eta_m}\right)^{\gamma_m} \\
 & \text{s.t. } u_1(\lambda_k), u_2(\lambda_k) \geq 0 \quad (k = 1, 2, \dots, K), \\
 & 1 \geq \gamma_m \geq 0, \quad 1 \geq \eta_m \geq 0 \quad (m = 1, 2, \dots, M), \\
 & \infty \geq r_0 \geq 0, \quad 1 \geq g_{s1} > g_{d1} \geq 0, \quad 1 \geq g_{s2} > g_{d2} \geq 0
 \end{aligned}$$

ここで， c_s 及び c_b はそれぞれ平滑化項と二値化項の係数を示す．また単一素材は式 (53) の特殊な場合と考えることができ， $\eta = 1$ と与えることで解くことができる．

充分に大域解に近い初期値を用いることで，不良設定問題であっても解くことが知られていることから [40]，本研究では Alternating Minimization を採用した．

7.2 濡れと吸収係数の同時推定手法

g_s は最も前方散乱するときの散乱係数であるので, Alternating Minimization 中では 1 と固定する. これにより γ の最大値は 1 でなくなるので, 最適化の後に式 (51) を用いて γ の最大値を 1 とするように g_s を更新する.

Alternating Minimization では, 以下のように複数のステップでパラメーターを目的関数が収束するまで交互に最適化する.

η の更新

η 以外の変数を固定すると, 式 (53) は以下のように書き換えられる.

$$\begin{aligned} \eta &= \underset{\eta}{\operatorname{argmin}} \quad f(g_{d1}, g_{d2}, g_{s1}, g_{s2}, \eta, \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \gamma, r_0) \\ \text{s.t.} \quad & 1 \geq \eta_m \geq 0 \quad (m = 1, 2, \dots, M) \end{aligned} \quad (54)$$

$\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, r_0$ の更新

$\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, r_0$ 以外の変数を固定すると, 式 (53) は以下のように書き換えられる.

$$\begin{aligned} \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, r_0\} &= \underset{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, r_0}{\operatorname{argmin}} \quad f(g_{d1}, g_{d2}, g_{s1}, g_{s2}, \eta, \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \gamma, r_0) \\ \text{s.t.} \quad & u_1(\lambda_k), u_2(\lambda_k) \geq 0 \quad (k = 1, 2, \dots, K), \\ & 1 \geq r_0 \geq 0 \end{aligned} \quad (55)$$

γ の更新

γ 以外の変数を固定すると, 式 (53) は以下のように書き換えられる.

$$\begin{aligned} \gamma &= \underset{\gamma}{\operatorname{argmin}} \quad f(g_{d1}, g_{d2}, g_{s1}, g_{s2}, \eta, \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \gamma, r_0) \\ \text{s.t.} \quad & 1 \geq \gamma_m \geq 0 \quad (m = 1, 2, \dots, M) \end{aligned} \quad (56)$$

g_d の更新

g_{d1} 及び g_{d2} はそれぞれの素材の乾いているときの散乱係数であり, 本研究では最も低い散乱係数で与えられると考える. そこで, γ の最小値が 0 となるように, 次の式を用いて更新する.

$$\begin{aligned} g_{d1} &\leftarrow g_{d1}^{1-\gamma_{\min 1}} g_{s1}^{\gamma_{\min 1}}, \\ g_{d2} &\leftarrow g_{d2}^{1-\gamma_{\min 2}} g_{s2}^{\gamma_{\min 2}}. \end{aligned} \quad (57)$$

ここで, $\gamma_{\min 1}$ や $\gamma_{\min 2}$ はそれぞれ素材 1 や素材 2 の領域での濡れ度合い γ の最小値とする.

上記の部分最適化を収束するまで反復する．各最適化では非線形最小二乗法を用いている．収束後， γ の最大値が 1 となるように g_s が与えられる．

$$\begin{aligned} g_{s1} &\leftarrow g_{d1}^{1-\gamma_{\max1}} g_{s1}^{\gamma_{\max1}}, \\ g_{s2} &\leftarrow g_{d2}^{1-\gamma_{\max2}} g_{s2}^{\gamma_{\max2}}. \end{aligned} \quad (58)$$

ここで，同様に $\gamma_{\max1}$ や $\gamma_{\max2}$ はそれぞれ素材 1 や素材 2 の領域での濡れ度合い γ の最大値とする．

7.3 収束と初期値

本研究ではアルゴリズムの収束を，反復によって目的関数の変化率が 1×10^{-8} 以下になった際としている．

η , u の初期値はランダムに， γ は 0, r_0 は 1, g_s は 1 で与える． g_d の初期値については実験を行った．図 23 は初期値を 0.1 から 0.9 まで変化させながら推定を行った結果である．この結果から，初期値が推定結果に与える影響は些細であることが分かる．そこで，様々な散乱物質が 0.6 から 0.99 までに集中していることから，本研究では 0.6 を用いた．

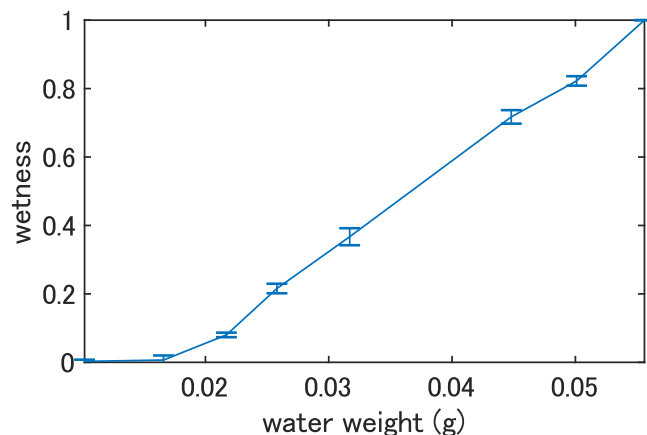


図23 様々な散乱係数 g_d の初期値における濡れ度合い推定によるロバスト性評価．対象素材には水にぬれた白色ガーゼを使用している．横軸は湿らせた水の量を質量で，縦軸には推定された濡れ度合いを示しており，この図はしみ込んだ水の量が増えるほど濡れ度合いが大きく推定されていることを示す．線は様々な g_d の初期値における推定結果の平均値を，エラーバーは標準偏差を示す．

7.4 仮定と制限

本手法では以下のような仮定を用いているため，対象とするシーンには制限が存在する．

本手法は液体の染み込みによる見えの変化モデルを用いているため、見えの変化を生じない素材と液体の組み合わせに関しては正しい推定を行うことができない。また、TBM model に基づいているため、物体表面の水膜による鏡面反射に関しては考慮していない。しかし水やアルコール、油については素材による吸液特性に差異があるものの、見えの変化を生じることがわかっている。

また、素材表面が注目領域内について一様で光源は白色で正投影と仮定しているため、未知の光源については推定を行うことができない。これらは重み関数 α に影響を与えるため、分布を持つ光源については改めて定式化を行うかモンテカルロシミュレーションによる関数フィッティングを再度行う必要がある。

更にカメラの分光感度がオーバーラップしていることから、4.4項と同様に本手法を RGB 画像へ単純に応用することはできず、狭帯域フィルターを用いた撮影などが必要になる。

7.5 第 7 章のまとめ

本章では題 6 章で導出したモデルを用いた、濡れと吸収係数の同時推定手法を開発した。濡れの分離問題は未知数が多く、不良設定問題となる。そこで十分な初期値を用いることで大域解が得られることが知られている Alternating Minimization を用いた推定を行った。またテクスチャの分布を示した η にはその性質から制約を適用し、液体の吸収係数を既知、初期値には輝度を用いた従来手法を用いた。

次章では、本章で開発した分離手法をシミュレーションデータや実際の分光画像に適用することで本手法の評価を行う。

第 8 章

散乱係数と濡れの推定に関する実験

8.1 モンテカルロシミュレーションによる重み関数 $\alpha(g, n)$ の関数フィッティング

8.1.1 実験内容

本実験では推定に用いる重み関数 $\alpha(g, n)$ のフィッティングのためモンテカルロシミュレーションを行った。

重み関数 $\alpha(g, n)$ はある散乱異方性パラメーターにおいて表面に入射した光が n 回散乱で再び表面から放射する割合を示している。そこで、様々な散乱異方性パラメーターにおける光の散乱をシミュレーションし、素材表面に垂直に入射した光線が再び素材表面から放射するまでに散乱した回数を記録した。本実験では求められた関数に対して対数正規分布によるフィッティングを行い、濡れ度合いと吸収係数推定に使用する。

シミュレーションには 0 から 0.99 までの散乱異方性パラメーターの値を使用し、各パラメーターにつき 100000 サンプルの光線を 1000 回散乱までをシミュレーションした。

8.1.2 実験結果

図 24に $g = 0.6$ 及び 0.9 における実験結果を示す。

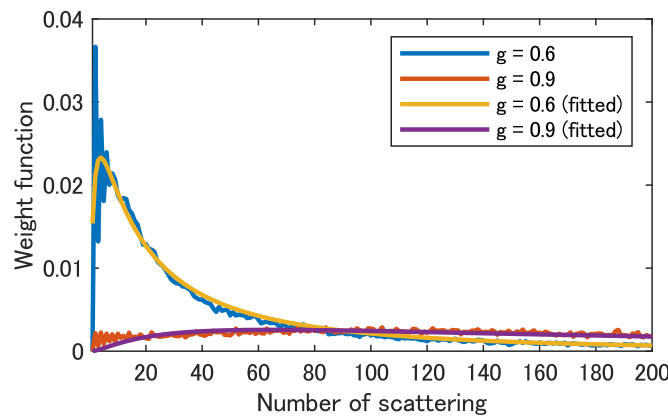


図24 モンテカルロシミュレーションの結果とフィッティング結果

8.1.3 実験考察

実験で得られた結果のフィッティングの結果,

$$\begin{aligned}\alpha(g, n) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(g)n} \exp\left(-\frac{(\log n - \mu(g))^2}{2\sigma(g)^2}\right), \\ \sigma(g) &= 2.491 - 0.649e^g + 0.176ge^g, \\ \mu(g) &= 5.018 - 3.133e^g + 3.847ge^g,\end{aligned}\tag{59}$$

が得られた。この結果を次項からの推定に用いる。

8.2 濡れ度合いの評価

8.2.1 実験内容

空間的な濡れ度合いの分布を推定する実験を行う前に、濡れ度合いの推定に関する評価を行った。

本研究で新たに導出した濡れ度合いは光の散乱を記述するものであり、物理量として単純に計測することができない。そこで、素材にしみ込ませる液体の量を変化させながら計測し、濡れ度合いの推定を行った。この推定結果と水の質量の相関を見ることで、このモデル及び手法の評価としている。

実験には単点の分光計測器を用い、シングルピクセルの分光カメラと見なし、水の量を変化させながら撮影した数ピクセルのデータ群を画像として入力した。また、本実験中は分光器の位置を固定している。光源には日本ビー・アイ株式会社の PCS-UHX-AIR を用い、素

材表面に対して垂直に入射させている。素材にはコットン、ガーゼ、フェルト、砂、皮革を用い、色や種類の変化を含めて16種類を用いた。本実験では液体を水とし、十分に濡らした素材を乾かしながら測定し、質量の計測には電子天秤を用いた。

本実験で使用しているアルゴリズムは、MATLAB R2017b 上で実行されている。また計算機環境は Intel(R) Core(TM) i7-7700K CPU と 32GB の RAM を搭載した 64bit オペレーティングシステムのデスクトップコンピュータである。使用した入力分光画像は 400nm から 950nm までを 5nm 刻みに、111 チャンネルで記録している。

8.2.2 実験結果

実験結果を図 25 及び表 2 に示す。

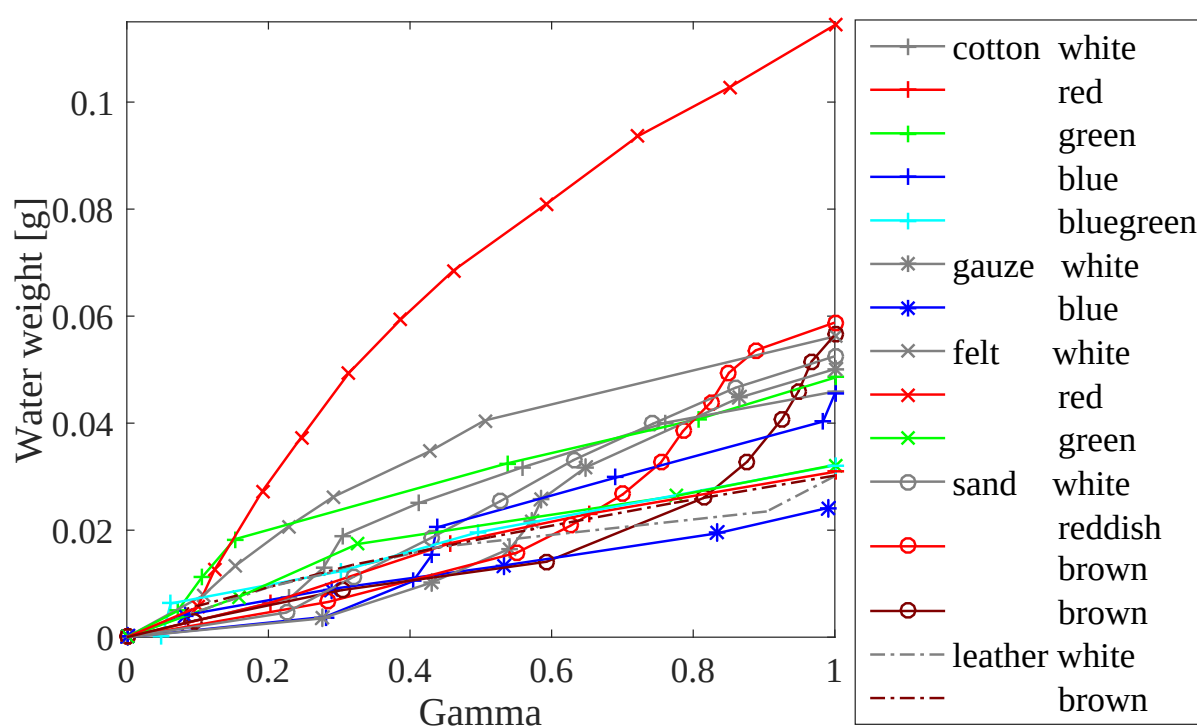


図25 素材にしみ込んだ液体の重さと推定された濡れ度合いの関係。使用された素材は様々な色のコットン、ガーゼ、フェルト、砂、皮革であり、横軸に推定された濡れ度合い γ ，縦軸に素材にしみ込んだ液体の重さを示している。

	cotton	gauze	felt	sand	leather	all
Ave	0.980	0.977	0.975	0.954	0.980	0.974
Std	0.006	0.024	0.010	0.032	0.002	0.016

表2 しみ込んだ液体の質量と推定された濡れ度合いの相関係数の平均値と標準偏差

8.2.3 実験考察

図 25を見てわかるように，しみ込んだ液体の量が増えるほど推定された濡れ度合いが大きくなっている．また，表 2からこれら二つは非常に強く (平均値 0.95 以上標準偏差 0.05 以下) 相関していることが分かる．このことから，本研究で導出された濡れ度合い γ が実際の濡れ度合いを正しく表現していることがわかる．

また，濡れ度合いの推移が実際の水量に応じて変化する様子が，素材の種類によって異なることも観測された．これは素材の吸液特性が異なることに由来すると考えられる．

8.3 収束性に関する実験

8.3.1 実験内容

本研究では Alternating Minimization を用いているが，この収束性は理論的には保証されていない．そこで，実験的に示すために収束性に関する実験を行った．

実験は推定の各ステップでの目的関数の値を記録し，その推移を調べることで収束性を評価した．実験に使用した入力画像は 8.2節で使用したものうち，コットン，ガーゼ及びフェルトを使用した．

8.3.2 実験結果

収束性に関する実験結果を図 26に示す．

8.3.3 実験考察

図 26からわかるように，全ての素材で 30 反復前後には収束している．このことから，本手法が適していることが実験的に示される．

8.4 濡れ度合いの空間分布推定に関する実験

8.4.1 実験内容

次に，本手法の空間的な濡れ度合い推定の精度について評価した．まずはシミュレーションデータを用いた推定を行い，本手法の精度とノイズに対するロバスト性を評価する．これまでに散乱を用いた濡れモデルは提案されていないため，本実験では本研究で導出されたモ

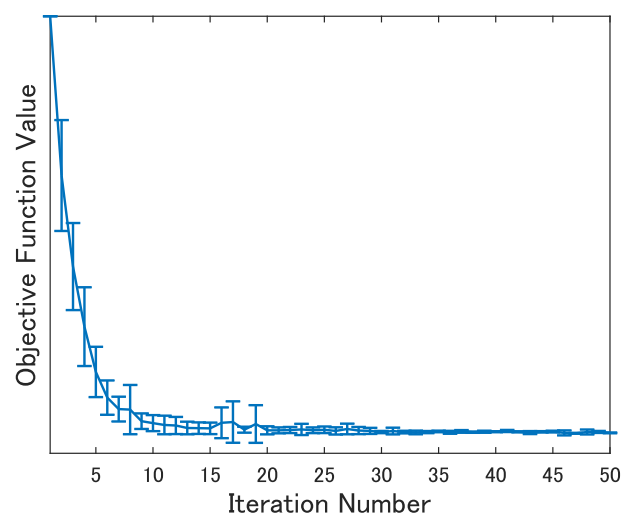


図26 推定の各ステップにおける目的関数の値. 使用された素材はコットン, ガーゼ及びフェルトの各色である. プロット線はそれぞれの収束の様子 of 平均値を示し, エラーバーは標準偏差を示している.

デルに従ってシミュレーションを行った。

次に実際の濡れのシーンを撮影し、推定を行った。8.2節で述べた通り、濡れ度合いの空間分布について計測或いは推定された論文はこれまでにないため、ここでは定性的な評価を行う。一色及び二色素材による濡れのシーンを作成しマルチスペクトルカメラで撮影、その後本手法によって各パラメーターを推定し評価する。

実験には空間解像度 1280×1024 のエバジャパン社のマルチスペクトルカメラ (NH-8) を使用し、帯域は 400nm から 950nm を 5nm 刻み、合計 111 チャンネルとしている。実験で使った光源は日本ビー・アイ株式会社の PCS-UHX-AIR を用い、正投影垂直入射としている。また、Labsphere 社の標準白色板を用いたキャリブレーションを行っており、これにより光源やカメラの分光特性はキャンセルされている。

本実験で使用しているアルゴリズムは、MATLAB R2017b 上で実行されている。また計算機の環境は Intel(R) Core(TM) i7-7700K CPU と 32GB の RAM を搭載した 64bit オペレーティングシステムのデスクトップコンピュータである。

シミュレーションデータとノイズ

実験に使用したパラメータはそれぞれ、 $r_0 = 0.5[\text{mm}]$ 、 $g_d = 0.6$ 、 $g_s = 0.99$ とし、液体の吸収係数には実際の水と同じデータを用いている。濡れ度合いと素材の吸収係数の分光分布に関しては図 27 に示す。

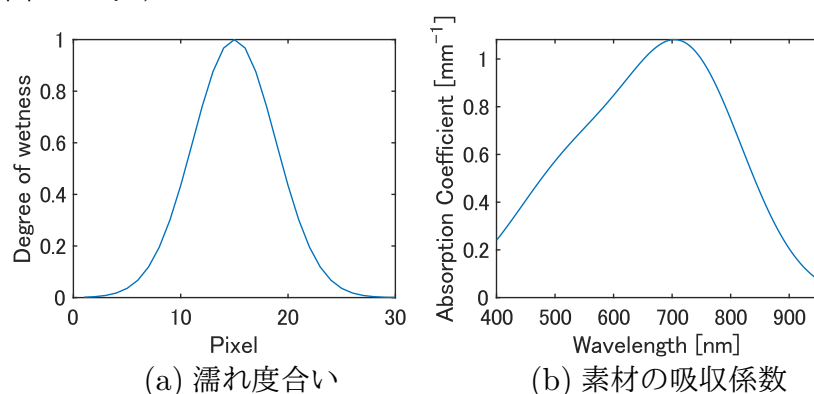


図27 シミュレーションに使用したパラメーター

更に、ノイズに対するロバスト性を評価するために、31dB 程度のホワイトノイズを分光画像に対して与えたものについても推定を行った。

一色シーン

一色シーンの実験には様々な色のフェルトやコットンを使用し、しみ込ませる液体には水のほかにコーヒー、オレンジジュース、ワインを使用した。

また、散乱による吸収される光の分光特性を示すため、

$$A = \begin{bmatrix} e^{-u(\lambda_1)r_0} & e^{-2u(\lambda_1)r_0} & \dots & e^{-u(\lambda_1)Nr_0} \\ e^{-u(\lambda_2)r_0} & e^{-2u(\lambda_2)r_0} & \dots & e^{-u(\lambda_2)Nr_0} \\ \vdots & \vdots & e^{-u(\lambda_k)nr_0} & \vdots \\ e^{-u(\lambda_K)r_0} & e^{-2u(\lambda_K)r_0} & \dots & e^{-u(\lambda_K)Nr_0} \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} e^{-v(\lambda_1)r_0} & e^{-2v(\lambda_1)r_0} & \dots & e^{-v(\lambda_1)Nr_0} \\ e^{-v(\lambda_2)r_0} & e^{-2v(\lambda_2)r_0} & \dots & e^{-v(\lambda_2)Nr_0} \\ \vdots & \vdots & e^{-v(\lambda_k)nr_0} & \vdots \\ e^{-v(\lambda_K)r_0} & e^{-2v(\lambda_K)r_0} & \dots & e^{-v(\lambda_K)Nr_0} \end{bmatrix}, \quad (60)$$

という二つの行列を導入する． A 及び B はそれぞれ、素材及び液体の光の吸収の強さが散乱回数の増加に応じて強くなる様子を示す．

二色シーン

二色シーンの実験には (i) 赤と白の靴下素材にワインをしみ込ませたもの、(ii) 水色と白のガーゼ素材にワインをしみ込ませたもの、(iii) 青と白のガーゼ素材にワインをしみ込ませたもの、(iv) 青と緑のフェルト素材にワインをしみ込ませたもの、(v) 白と灰色の靴下素材に水をしみ込ませたものを用いた．濡れ度合いの推定結果には強度マップ、色やテクスチャの推定には復元された乾画像を用いた．

また、正規化項の係数 c_s 及び c_b は実験的に 10^{-5} の値を用いた．

8.4.2 実験結果

シミュレーションデータとノイズ

図 28 にシミュレーションデータを入力画像とした推定結果を示す．図 28(a) はノイズのない入力画像の推定結果であり、(b) では同じデータにノイズを加えた画像の推定結果である．縦軸に濡れ度合い、横軸に空間方向を示し、青線及び赤線はそれぞれ真値及び推定された濡れ度合い分布を示す．

一色シーン

図 29 に実験結果の例を示す．図 29(a) は青緑色のコットンに“ H_2O ”の文字が水で描かれている入力画像、(b) は復元された濡れ度合いマップを示す．

図 30 は濡れ度合いの様子を変化させながら撮影した分光画像について推定・復元した結果を示しており、(a) は入力となる分光画像を RGB で、(b) は 3D マップで濡れ度合いの分布を、(c) は (a) の黒線上の輝度（赤線）、推定された濡れ度合い（青線）及び輝度の反転

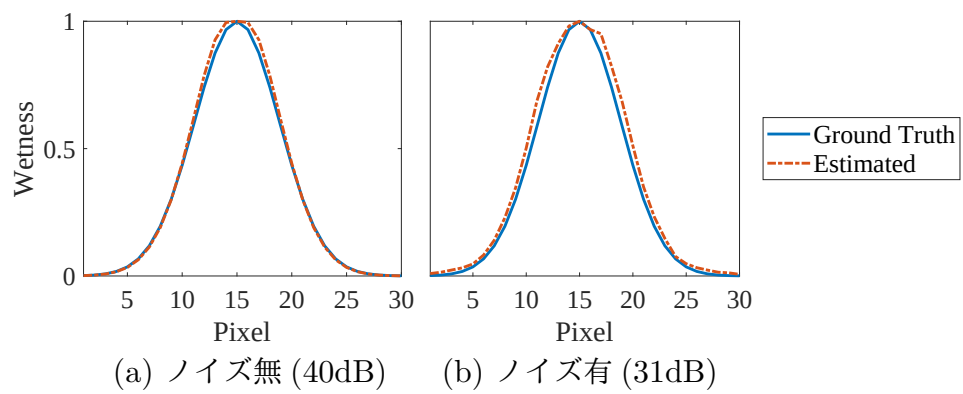


図28 シミュレーションデータを用いた推定精度評価 (PSNR)

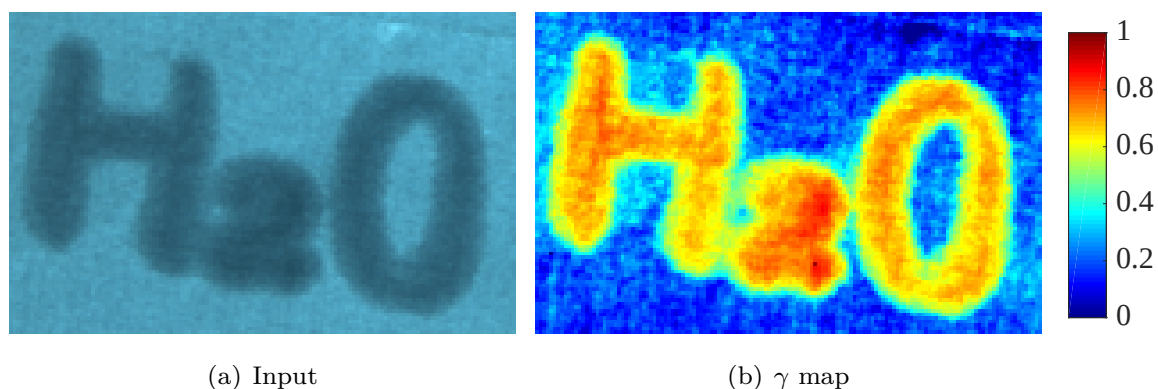


図29 濡れ度合い空間分布の復元例.

(紅紫線)を, (d) はそれぞれ素材や液体の吸収係数スペクトルと散乱回数によるスペクトル変化を, (e) は入力スペクトルと推定されたパラメーターによる復元スペクトルの比較を横軸に波長, 縦軸に強度で示す.

更に, 様々な素材や液体の組み合わせでの実験結果を図 31及び図 32に示す.

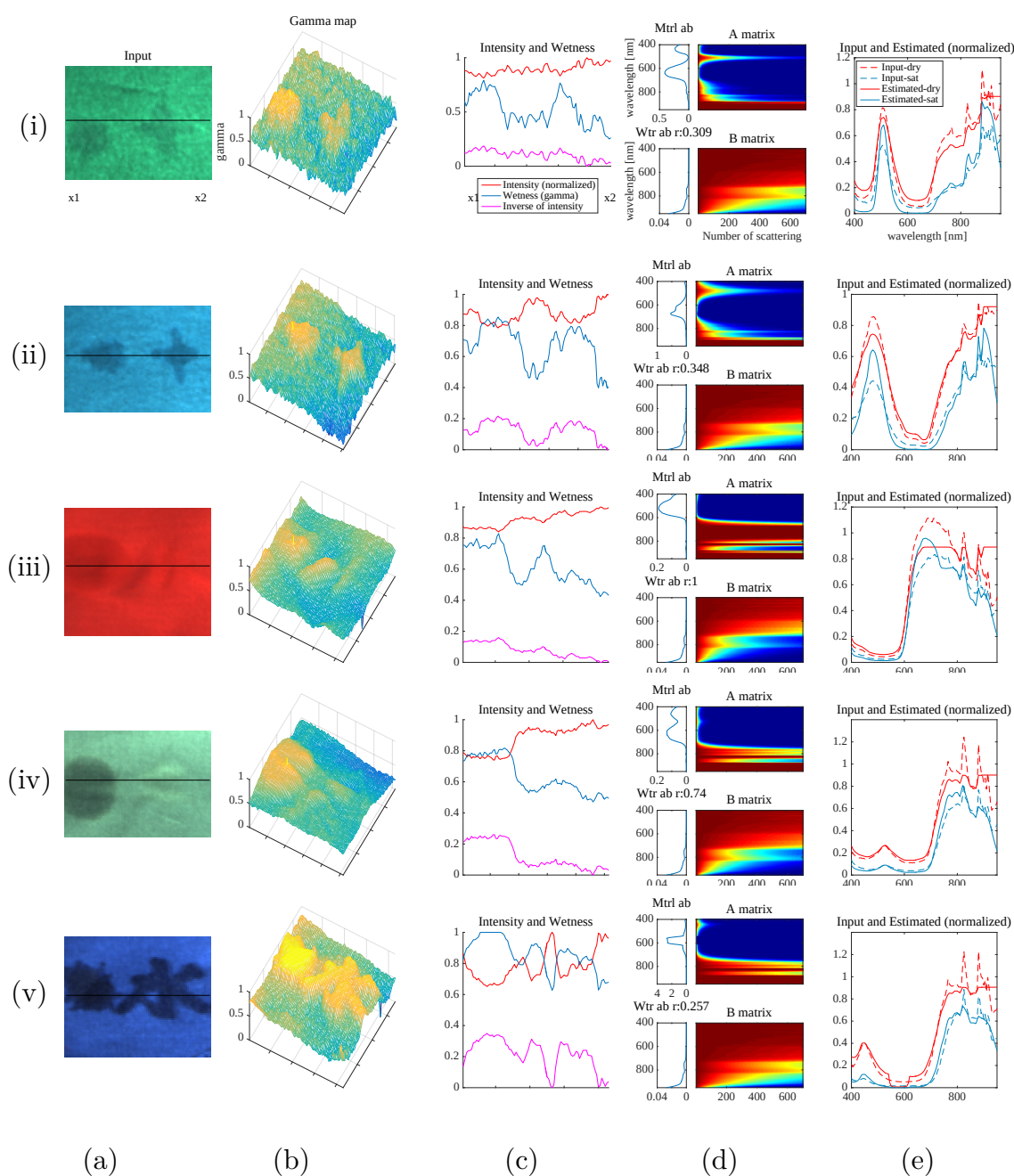


図30 実際の濡れた表面の濡れ度合い分布と色復元実験結果。(a) は入力となる分光画像を RGB で, (b) は 3D マップで濡れ度合いの分布を, (c) は (a) の黒線上の輝度 (赤線), 推定された濡れ度合い (青線) 及び輝度の反転 (紅紫線) を, (d) はそれぞれ素材や液体の吸収係数スペクトルと散乱回数によるスペクトル変化を, (e) は入力スペクトルと推定されたパラメータによる復元スペクトルの比較を横軸に波長, 縦軸に強度で示す。

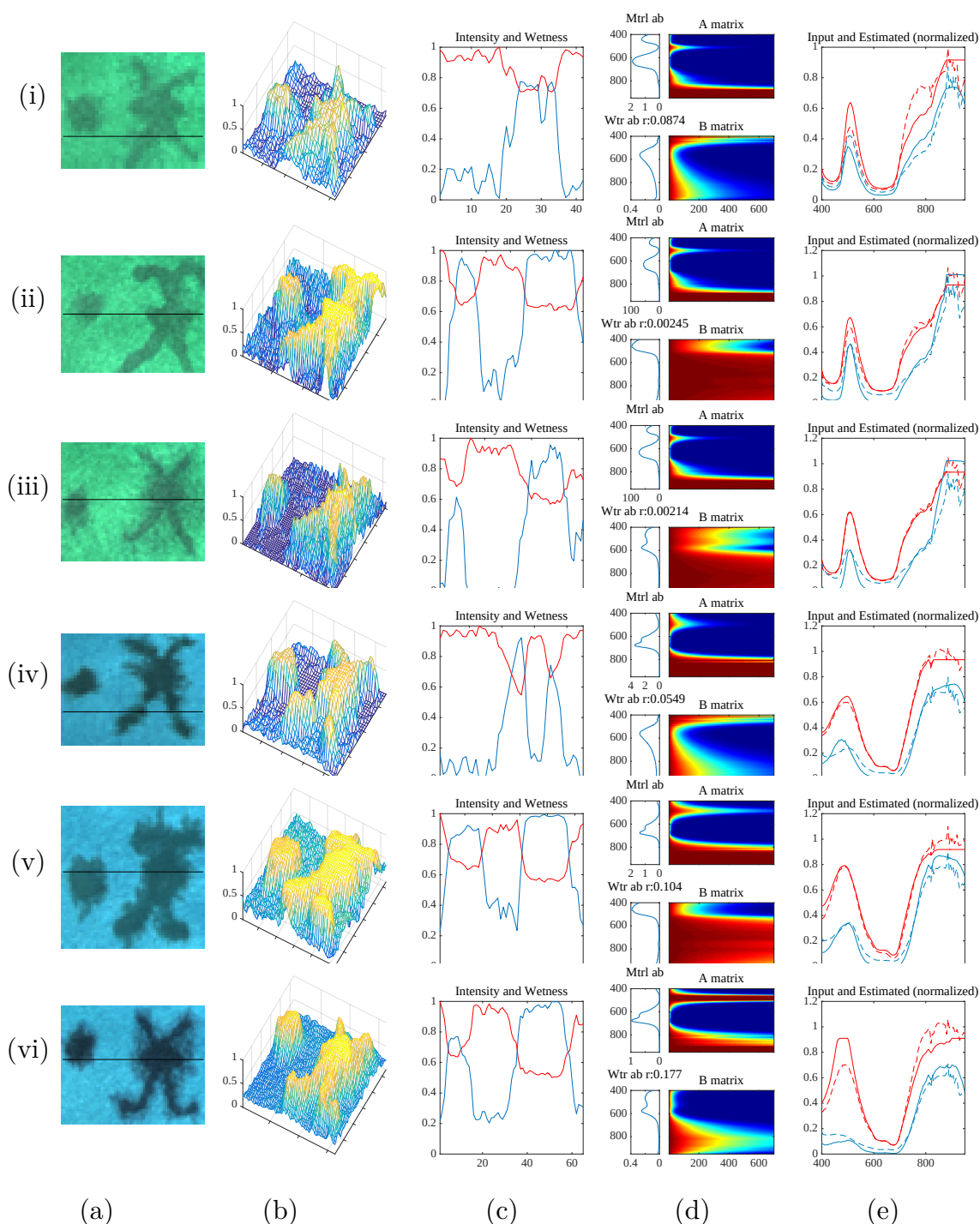


図31 実際の濡れた表面の濡れ度合い分布と色復元実験結果. (i) はフェルト-緑-コーヒー, (ii) はフェルト-緑-オレンジジュース, (iii) はフェルト-緑-ワイン, (iv) はフェルト-青-コーヒー, (v) はフェルト-青-オレンジジュース, (vi) はフェルト-青-ワインを示す. そのほかのキャプションについては図 30と同様.

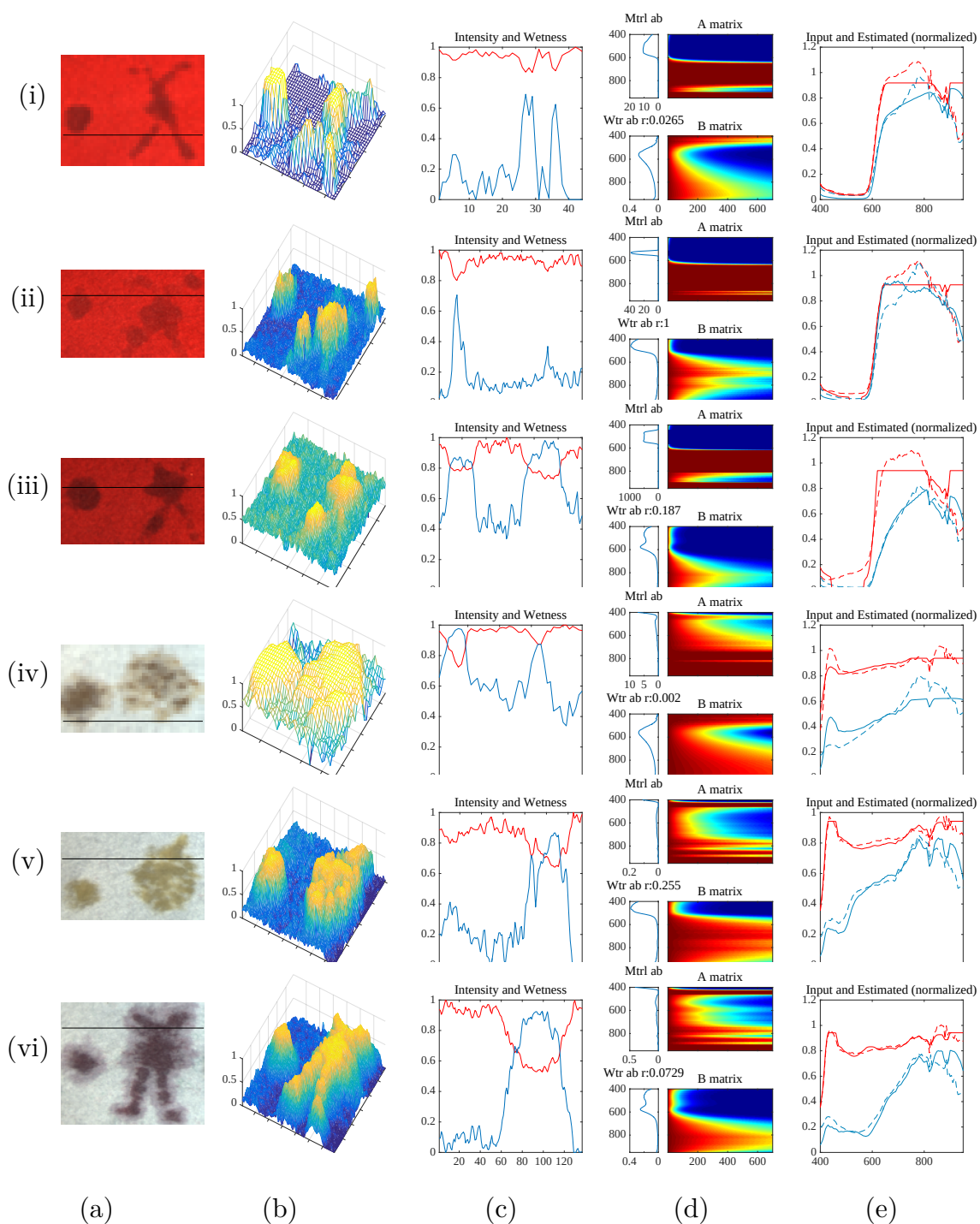


図32 実際の濡れた表面の濡れ度合い分布と色復元実験結果. (i) はフェルト-赤-コーヒー, (ii) はフェルト-赤-オレンジジュース, (iii) はフェルト-赤-ワイン, (iv) はフェルト-白-コーヒー, (v) はフェルト-白-オレンジジュース, (vi) はフェルト-白-ワインを示す. そのほかのキャプションについては図 30と同様.

二色シーン

図 33に二色での実験結果を示す.

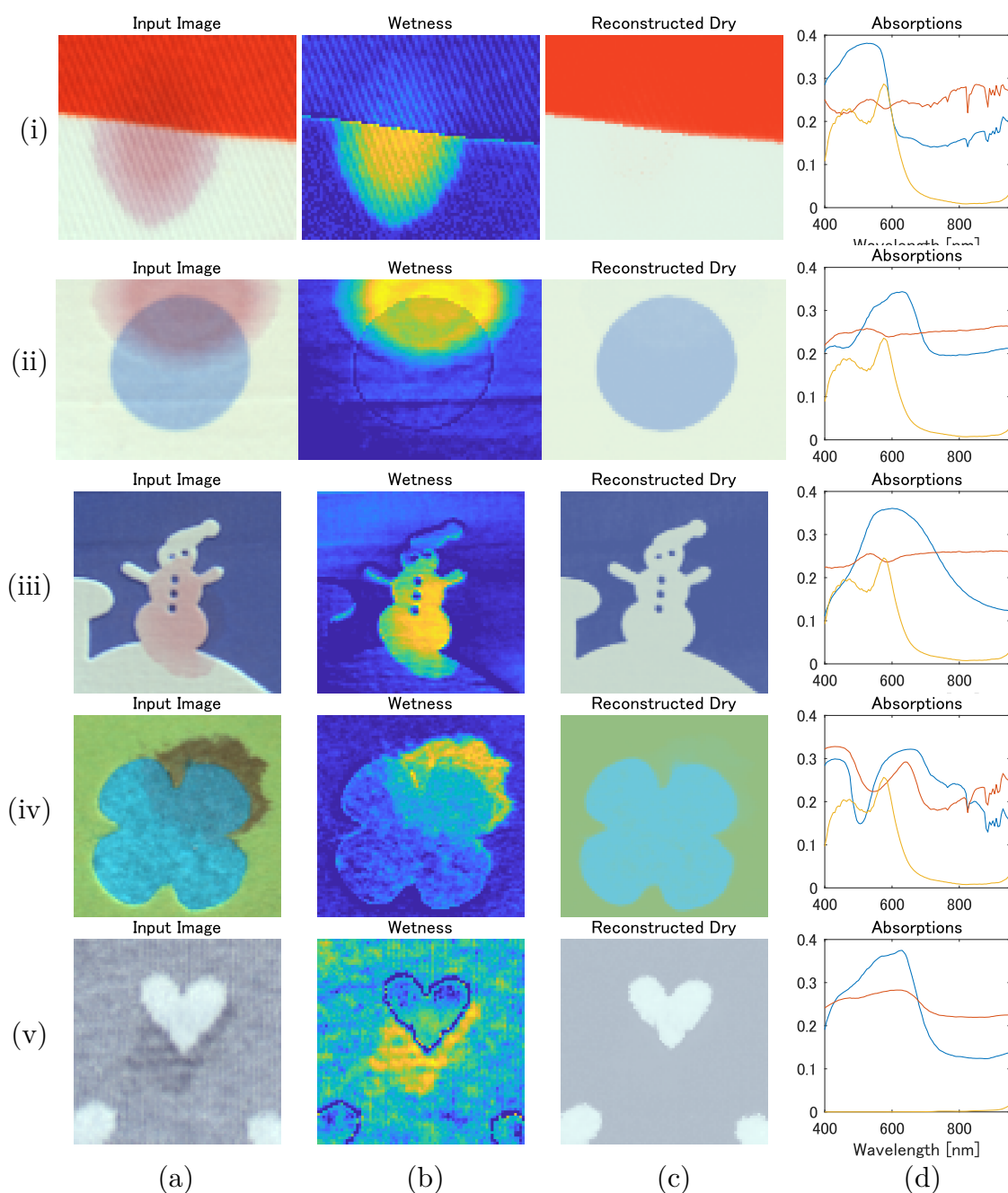


図33 二色における実際の濡れた表面の濡れ度合い分布と色復元実験結果. (a) は入力した分光画像を RGB で表示したもの, (b) は推定された濡れ度合い, (c) は復元された乾いた分光画像を RGB で表示したもの, (d) はそれぞれ赤線及び青線で推定された素材の吸収係数, 黄線で液体の吸収係数を横軸を波長, 縦軸を強度で示す.

8.4.3 実験考察

シミュレーションデータとノイズ

図 28(a) より，シミュレーションデータでの濡れ度合い推定は高い精度を達成した．また図 28(b) より，濡れ度合い推定はノイズの影響を受けるものの，30dB 程度のノイズでは安定した推定が行えるとわかる．

一色シーン

図 30-32(b) より，推定された濡れ度合いが直感的に正しいことがわかる．同時に図 30-32(e) より，推定された分光吸収係数が実際に乾いているときのものと一致していることもわかる．また，図 30-32(c) から反転した輝度と濡れ度合いの間には関係があるものの，反転した輝度では濡れ度合いの強弱が判別できないことがわかる．

図 30-32(d) はそれぞれ素材と液体の散乱回数の増加に従って光の吸収が増加する様子を示している．これより，散乱回数が増え吸収される量が増えるほど分光分布が尖化していることがわかる．

図 34は図 32(ii) の濡れ度合いの様子に注目したものである．この図では左側の濡れ部分より右側の方がより多量の水をしみ込ませている．図 34より，反転した輝度ではその差が明瞭でない．一方，本手法の推定結果ではその差が有意に表れている．このことから，濡れ度合いが正しく推定できているといえる．

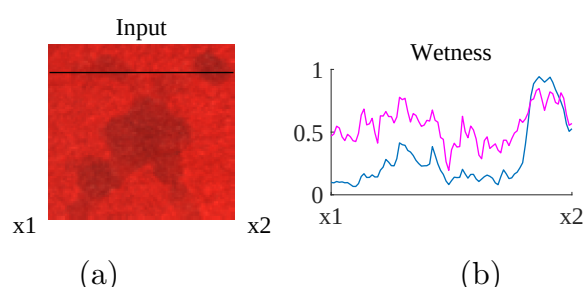


図34 赤色のフェルト素材にオレンジジュースをしみ込ませたシーンの推定結果．(a) 入力画像，(b) (a) 図の黒線上での推定された濡れ度合い（青線）及び反転した輝度（紅紫線）

二色シーン

図 33より，濡れの様子及び素材色の推定が高い精度を達成している．(i) や (iv)，(v) のように素材表面に織などで凹凸が存在する場合は推定された濡れ度合い及び復元された画像にノイズが現れているが，これは本手法が素材を平坦な面と仮定しているのに対して，実

際の表面には布の織目に由来する凹凸が存在することに由来すると考えられる。

8.5 第 8 章のまとめ

本章では第 7 章で開発した濡れと吸収係数の分離手法を，シミュレーションデータや実際に撮影された分光画像に適用することで本手法の有効性について検証した。

まず，本モデルで用いている重み関数 α をモンテカルロシミュレーションによって求め，対数正規分布を用いた関数フィッティングを行った．ここで得られた関数を用いて濡れ度合い推定の評価を行った．濡れ度合いに関してモデル化した研究がこれまでにないことから，定量的な評価の為に浸み込んでいる水の質量と比較することで，推定された濡れ度合いの評価とした．この結果から，本モデル及び本手法の濡れ度合いは正しく濡れを評価できていることが示された。

さらに，本手法の収束性やテクスチャのあるシーンでの推定についても評価を行い，ノイズに対する安定性や精度が高いことを示した。

第 9 章

結論

9.1 本論文のまとめ

本論文では、光の複数回バウンスによる見えの変化に着目し、その影響を分析し分光特性の推定を行う手法について研究を行った。特に、表面でのランバート反射と表面下での散乱という、異なる二つのスケールでの光のふるまいに影響を与える例として相互反射と濡れについて扱った。まず、それぞれについてモデルの導出を行い、このモデルを用いた推定手法の提案を行った。

相互反射に関しては、ランバート反射モデルを拡張し相互反射を行列で表現するモデルを導出した。このモデルから相互反射の影響を考慮した分光反射率推定手法を開発した。この手法では制約を用いない閉形式による解と制約を用いた最適化手法によって厳密解を求めている。

次に、撮影された分光画像に対して、本手法を用いた分光反射率推定を行った。分光反射率については撮影対象によって真値を測定することできるが、相互反射量については真値の測定が不可能である。そのため、分光反射率による比較を行い、精度を評価した。相互反射量についても撮影対象の形状から推測される相互反射量と一致する結果が得られ、正しい推定が行われていることがわかる。また、推定の誤差を引き起こす要因について考察した。

濡れに関しては、光の散乱モデルを用いることで、濡れが見えに及ぼす影響を吸収と散乱によって正確に記述する物理モデルを導出した。またこのモデルから濡れ度合いと素材本来の分光吸収係数を同時に推定する Alternating Minimization を用いた手法を開発した。更にこの手法をテクスチャのある物体を対象とするための拡張を行った。

次に、撮影された分光画像に対して本手法を用いた推定を行った。本論文での濡れ度合いは直接計測することが不可能なため、水量を計測することで評価を行った。また Alternating Minimization で保障されていない収束性や、ノイズに対してのロバスト性についてシミュ

レーションデータや実際の分光画像を用いた実験を行った。

9.2 今後の課題

本論文は注目するスケールによって考慮すべき光のバウンス数が増加することを示した。相互反射に関しては考慮すべきバウンス数は少ないため、各係数を直接求めているが、濡れに関しては考慮すべき数が多いことから係数を関数化している。この係数のふるまいに関しては物理的な性質に基づくことから、他のスケールへの応用に関しても関数化が有効な手法であると考えられる。本論文では触れていない、空の見えや大気による霞などの現象も光のバウンスによるモデル化が可能と考えられており、このような応用例も今後の課題となる。

また、各手法についても本論文では制約を加えることですべてのパラメータの推定を行っているが、単独のパラメータに注目した推定やさらにシーンの色数増加、推定に必要なチャンネル数などに関する応用が考えられる。これらについてもさらなる研究が必要となる。

濡れの推定手法に関しては、パラメータが多いことから Alternating Minimization を利用しており実験的な収束性や安定性を評価したが、理論的な安定性は保証されていない。そこで今後はさらに安定したアルゴリズムの開発が課題となる。

参考文献

- [1] A. Angstrom. The albedo of various surfaces of ground. *Geographic Annals*, 7:323–342, 1925.
- [2] C. Balas, V. Papadakis, N. Papadakis, A. Papadakis, E. Vazgiouraki, and G. Themelis. A novel hyper-spectral imaging apparatus for the non-destructive analysis of objects of artistic and historic value. *J. Cult. Herit.*, 4(1):330–337, 2003.
- [3] C. Chi, H. Yoo, and M. Ben-Ezra. Multi-spectral imaging by optimized wide band illumination. *IJCV*, 86:140–151, January 2010.
- [4] J. M. DiCarlo, F. Xiao, and B. A. Wandell. Illuminating illumination. In *CIC*, pages 27–34. IS&T/SID, 2001.
- [5] J. Eggert and E. Korner. Sparse coding and NMF. *IJCNN*, pages 2529–2533, 2004.
- [6] D. Forsyth and A. Zisserman. Mutual illumination. In *Proc. of IEEE Int’l Conf on Comp. Vision and Pattern Recognition*, pages 466–473, June 1989.
- [7] D. Forsyth and A. Zisserman. Shape from shading in the light of mutual illumination. *Image Vision Computing*, 8(1):42–49, 1990.
- [8] Y. Fu, A. Lam, Y. Matsushita, I. Sato, and Y. Sato. Interreflection removal using fluorescence. In D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, and T. Tuytelaars, editors, *Computer Vision - ECCV 2014*, volume 8693 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 203–217. Springer International Publishing, 2014.
- [9] B. Funt and M. Drew. Color space analysis of mutual illumination. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(12):1319–1326, 1993.
- [10] B. V. Funt, M. S. Drew, and J. Ho. Color constancy from mutual reflection. *Int’l Journal on Comp. Vision*, 6(1):5–24, 1991.
- [11] H. R. Gordon, O. B. Brown, R. H. Evans, J. W. Brown, R. C. Smith, K. S. Baker, and D. K. Clark. A semianalytic radiance model of ocean color. *Journal of*

- Geophysical Research*, 93(D9):10909–10924, 1988.
- [12] J. Gu, C.-I. Tu, R. Ramamoorthi, P. N. Belhumeur, W. Matusik, and S. K. Nayar. Time-varying surface appearance: Acquisition, modeling and rendering. *ACM Trans. on Graphics*, 25(3):762–771, July 2006.
- [13] S. Han, I. Sato, T. Okabe, and Y. Sato. Fast spectral reflectance recovery using dlp projector. In *ACCV*, pages 323–335, 2010.
- [14] B. Horn. Height and gradient from shading. *IJCV*, 5:37–75, 08 1990.
- [15] F. H. Imai, M. R. Rosen, and R. S. Berns. Comparison of spectrally narrow-band capture versus wide-band with a priori sample analysis for spectral reflectance estimation. In *Proc. of Eighth Color Imaging Conference: Color Science and Engineering, Systems, Technologies and Applications, IS&T*, pages 234–241, 2000.
- [16] A. Ishimaru. *Wave Propagation and Scattering in Random Media*. Academic Press, 1978.
- [17] S. L. Jacques. Optical properties of biological tissues: a review. *Physics in Medicine and Biology*, 58(11), 2013.
- [18] H. W. Jensen, J. Legakis, and J. Dorsey. Rendering of wet materials. In *Rendering Techniques*, pages 273–282, 1999.
- [19] J. Jiang and J. Gu. Recovering spectral reflectance under commonly available lighting conditions. In *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2012 IEEE Computer Society Conference on*, pages 1–8, June 2012.
- [20] J. J. Koenderink and A. J. vanDoorn. Geometrical modes as a general method to treat diffuse interreflections in radiometry. *Journal of Optical Society America*, 73(6):843–850, 1983.
- [21] A. Lam, A. Subpa-Asa, I. Sato, T. Okabe, and Y. Sato. Spectral imaging using basis lights. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference*. BMVA Press, 2013.
- [22] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11):2278–2324, Nov 1998.
- [23] D. Lee and H. Seung. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization. *Nature*, pages 788–791, 1999.
- [24] J. Lekner and M. C. Dorf. Why some things are darker when wet. *Applied Optics*, 27(7):1278–1280, 1988.
- [25] M. Liao, X. Huang, and R. Yang. Interreflection removal for photometric stereo by

- using spectrum-dependent albedo. In *Proc. of IEEE Int'l Conf on Comp. Vision and Pattern Recognition*, pages 689–696, 2011.
- [26] Z. Lin, M. Chen, L. Wu, and Y. Ma. The augmented lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices. *ArXiv e-prints*, 2010.
- [27] J. Lu, A. S. Georgiades, H. Rushmeier, J. Dorsey, and C. Xu. Synthesis of material drying history: Phenomenon modeling, transferring and rendering. In *Eurographics Workshop on Natural Phenomena*, pages 7–16, 2005.
- [28] H. Mall and N. da Vitoria Lobo. Determining wet surfaces from dry. In *IEEE Int'l Conference on Computer Vision*, pages 963–968, 1995.
- [29] L. T. Maloney. Evaluation of linear models of surface spectral reflectance with small numbers of parameters. *JOSA A*, 3(10):1673–1683, 1986.
- [30] L. T. Maloney and B. A. Wandell. Color constancy: a method for recovering surface spectral reflectance. *JOSA A*, 3(1):29–33, 1986.
- [31] G. Nam and M. Kim. Multispectral photometric stereo for acquiring high-fidelity surface normals. *Computer Graphics and Applications, IEEE*, 34(6):57–68, Nov 2014.
- [32] S. Nayar, K. Ikeuchi, and T. Kanade. Shape from interreflections. *Int'l Journal on Comp. Vision*, 6(3):173–195, 1991.
- [33] S. K. Nayar and Y. Gao. Colored interreflections and shape recovery. In *Proceedings of the Image Understanding Workshop*, 1992.
- [34] S. K. Nayar, G. Krishnan, M. D. Grossberg, and R. Raskar. Fast separation of direct and global components of a scene using high frequency illumination. In *ACM SIGGRAPH*, pages 935–944, 2006.
- [35] J.-I. Park, M.-H. Lee, M. D. Grossberg, and S. K. Nayar. Multispectral imaging using multiplexed illumination. In *ICCV*, pages 1–8, oct. 2007.
- [36] M. Sawayama, E. H. Adelson, and S. Nishida. Visual wetness perception based on image color statistics. *Journal of Vision*, 17(5):7, 2017.
- [37] S. M. Seitz, Y. Matsushita, and K. N. Kutulakos. A theory of inverse light transport. In *Proc. of IEEE Int'l Conf on Comp. Vision*, pages 1440–1447, 2005.
- [38] M. Shimano, H. Okawa, Y. Asano, R. Bise, K. Nishino, and I. Sato. Wetness and color from a single multispectral image. In *Proc. of IEEE Int'l Conf on Comp. Vision and Pattern Recognition*, 2017.
- [39] B. Sun, K. Sunkavalli, R. Ramamoorthi, P. N. Belhumeur, and S. K. Nayar. Time-

- varying brdfs. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, pages 595–609, May–June 2007.
- [40] J. B. Tenenbaum and W. T. Freeman. Separating style and content with bilinear models. *Neural Comput.*, 12(6):1247–1283, June 2000.
 - [41] S. Tominaga. Multichannel vision system for estimating surface and illumination functions. *JOSA A*, 13(11):2163–2173, November 1996.
 - [42] V. V. Tuchin. *Selected Papers on Tissue Optics: Applications in Medical Diagnostics and Therapy*. SPIE Milestone Series, 1994.
 - [43] S. Twomey, C. Bohren, and J. Mergenthaler. Reflectance and albedo differences between wet and dry surfaces. *Applied Optics*, 25(3):431–437, 1986.
 - [44] W. J. Wiscombe and S. G. Warren. A model for the spectral albedo of snow, ii : snow containing atmospheric aerosols. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 37:2734–2745, 1980.
 - [45] W. J. Wiscombe and S. G. Warren. A model for the spectral albedo of snow, i : pure snow. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 37:2712–2733, 1980.
 - [46] R. Woodham. Photometric method for determining surface orientation from multiple images. *Optical Engineering*, 19, 01 1992.
 - [47] Y. Xu, W. Yin, Z. Wen, and Y. Zhang. An alternating direction algorithm for matrix completion with nonnegative factors. *Frontiers of Mathematics in China*, 7(2):365–384, 2012.
 - [48] H. Zhang and K. J. Voss. Bidirectional reflectance study on dry, wet, and sub-merged particulate layers: effects of pore liquid refractive index and translucent particle concentrations. *Applied Optics*, 45(34):8753–8763, 2006.
 - [49] Y. Zheng, G. Liu, S. Sugimoto, S. Yan, and M. Okutomi. Practical low-rank matrix approximation under robust l1-norm. *CVPR*, pages 1410–1417, 2012.

謝辞

本修士論文は，筆者が東京工業大学工学院情報通信系情報通信コース在籍中に，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先生に心より感謝いたします．本論文をご精読いただきコメント頂きました本学山口雅浩先生，金子寛彦先生，熊澤逸夫先生，永井岳大先生に深謝いたします．また，4.2項のアルゴリズムに関しては情報学研究所の Yinqiang Zheng 准教授のご協力なしには，研究を進めることは出来ませんでした．心より感謝しております．

執筆にあたって，さまざまなコメントをいただきました九州大学の備瀬竜馬准教授，2章で文献の紹介など様々な指導いただいた埼玉大学 Antony Lam 助教に深謝いたします．

最後に，支えとなっていたいただいた家族や友人に感謝いたします．

研究業績リスト

原著論文

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. (査読あり)

国際学会発表

1. ○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, 2017. (査読あり)
2. ○Hiroki Okawa, Yingqiang Zheng, Antony Lam, Imari Sato. Spectral Reflectance Recovery with Interreflection Using a Hyperspectral Image. Proceedings of the 13th Asian Conference on Computer Vision, 2016. (査読あり)

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.