



Title	散乱媒体中の物体イメージングおよび物体認識に関する研究
Author(s)	安藤, 貴真
Citation	大阪大学, 2016, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.18910/55857
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

散乱媒体中の物体イメージング および物体認識に関する研究

提出先 大阪大学大学院情報科学研究科
提出年月 2016年1月

安藤 貴真

研究業績

原著論文

- [1] T. Ando, T. Korenaga, M. Suzuki, and J. Tanida: “Diffraction light analysis method for a diffraction grating imaging lens,” *Applied Optics*, **53**, 11, pp. 2532–2538 (2014).
- [2] T. Ando, R. Horisaki, T. Nakamura, and J. Tanida: “Single-shot acquisition of optical direct and global components using single coded pattern projection,” *Japanese Journal of Applied Physics*, **54**, 4, 042501 (2015).
- [3] T. Ando, R. Horisaki, and J. Tanida: “Three-dimensional imaging through scattering media using three-dimensionally coded pattern projection,” *Applied Optics*, **54**, 24, pp. 7316–7322 (2015).
- [4] T. Ando, R. Horisaki, and J. Tanida: “Speckle-learning-based object recognition through scattering media,” *Optics Express*, **23**, 26, pp. 33902–33910 (2015).

その他の業績

原著論文

- [1] T. Ando, T. Korenaga, and M. Suzuki: “Phase function design of a diffraction grating lens for an optical imaging system from a Fraunhofer diffraction perspective,” *Applied Optics*, **52**, 26, pp. 6543–6548 (2013).

国際会議

- [1] T. Ando, T. Korenaga, and M. Suzuki: “Explication of diffraction lights on an optical imaging system from a Fraunhofer diffraction perspective,” *SPIE Photonics Europe*, Vol. 842-42 (2012).

国内発表

- [1] 安藤 貴真: “白色回折レンズの開発”, 第2回先端フォトンクスシンポジウム, 日本学会議 (2011).
- [2] 安藤 貴真, 西脇 青児, 是永 継博, 鈴木 正明: “撮像用回折格子レンズの帰納的設計手法”, Optics & Photonics Japan 2011, 29aE8, 日本光学会 (2011).

招待講演

- [1] 安藤 貴真, 是永 継博, 西脇 青児, 鈴木 正明: “撮像用回折レンズの設計手法と白色回折樹脂レンズの開発”, 第37回光学シンポジウム, 日本光学会, p. 1 (2012).

書籍

- [1] 安藤 貴真 (他共著): ““新”光学レンズ技術～高度な製品仕様を実現させる設計ノウハウと材料・加工・評価～”, Science & Technology (2013).

受賞

- [1] OPJ2011 ベストプレゼンテーション賞
安藤 貴真, 西脇 青児, 是永 継博, 鈴木 正明: “撮像用回折格子レンズの帰納的設計手法”, Optics & Photonics Japan 2011, 29aE8, 日本光学会 (2011).
- [2] 第15回光設計優秀賞
是永 継博, 安藤 貴真, 西脇 青児, 鈴木 正明: “撮像用回折格子レンズの設計手法の開発”, 日本光学会 (2012).

目次

緒論	1
第1章 散乱媒体中の光の振る舞いと散乱除去のための演算処理	5
1.1 緒言	5
1.2 散乱媒体中の光の振る舞い	5
1.2.1 光の基礎現象	5
1.2.2 粒子径による散乱の分類	9
1.3 演算処理手法	12
1.3.1 線形システム	12
1.3.2 再構成アルゴリズム	12
1.3.3 機械学習アルゴリズム	14
1.4 本論文の意義と構成	16
1.5 結言	17
第2章 単一符号化パターン投影を用いた単一撮影による対象成分と外乱・散乱成分の分離	19
2.1 緒言	19
2.2 既存手法	19
2.3 考案手法	22
2.4 実験実証	22
2.4.1 実験 1: 外乱光の分離	23
2.4.2 実験 2: 散乱除去	32
2.5 結言	35
第3章 三次元符号化投影を用いた散乱媒体中の三次元イメージング	37
3.1 緒言	37
3.2 理論	38

目次

3.2.1	システムモデル	38
3.2.2	再構成アルゴリズム	40
3.2.3	符号化投影	40
3.3	実験実証	43
3.4	結言	49
第4章	機械学習を用いた散乱媒体中の物体認識	53
4.1	緒言	53
4.2	スペックル情報を用いた物体認識のシステムモデル	54
4.3	散乱媒体中の顔・非顔認識の実験実証	55
4.4	結言	62
	総括	63
	謝辞	67

緒論

空の色が朝、昼、夕の時間帯や日ごとに変化するのは大気の散乱現象に起因することは有名である。光の波長よりも小さい粒子による散乱であり、レイリー散乱と呼ばれる現象である。レイリー散乱の散乱強度は波長の4乗に反比例するため、大気を散乱・透過する光に波長依存性が生じるのである¹⁾。一方、光の波長よりも大きい粒子に起因する散乱はミー散乱と呼ばれる。霧や靄が代表的なものであり、これらは空気中の水蒸気や微粒子が要因である。ミー散乱は波長依存性が無いため散乱光が白く見える。散乱現象は風光明媚な自然現象をもたらしてくれるだけでなく、産業応用にも密接に関わりがある。例えば、液晶ディスプレイのバックライトは広く均一に照明する必要があるため、ミー散乱を引き起こす光拡散板が活用されている。また、散乱光を測定することで微粒子の特性を調べる分析化学や、レーダで雲粒を観測する気象学にもミー散乱の現象は応用されている¹⁾。

その一方で、散乱現象はイメージング分野では負の側面も持つ。車載やセキュリティ分野の撮像システムでは、霧、靄、煙霧等の環境下での画像センシングが要求される。生体観察などの生体医療分野、海中調査などの海洋科学分野では、不透過媒体中の散乱成分が測定対象物の観察の妨げとなっている。また、これらの分野では、対象が三次元構造であり、三次元イメージングや対象までの距離情報の取得が望まれる。

散乱媒体中の三次元イメージング手法は、偏光情報を利用した方法、インテグラルイメージング手法、縞パターン投影法などさまざまな分野で各種提案されている²⁻⁹⁾。Treibitzは、散乱回数が少ない場合、後方散乱は偏光を維持することを発見し、直交ニコル、平行ニコルの両撮影から海中の後方散乱量を推定した⁶⁾。さらに、媒体の散乱係数をもとに距離情報の推測も行った。Treibitzの手法は、偏光が維持される弱散乱体に限定される。また、散乱媒体の散乱係数は既知である必要がある。Shinは、散乱媒体を通して、撮影位置を距離方向にシフトし複数枚撮影を行い、視差に基づき三次元イメージングを実施した⁷⁾。このとき、Shinは、散乱分布を均一なガウス分布であると仮定し、その分布を統計推定し逆演算で散乱を除去した。Shinの手法は、散乱が均一なガウス分布であるという仮定が必要である。Cucciaは、さまざまな空間周波数の縞パターンを散乱媒体に照射した

9). 低周波成分は比較的奥まで到達するが、高周波成分は奥になるほどパターンが消失することを利用し、投影パターンの残存度の周波数依存性を検出することで深さ推定を実施した。Cuccia の手法は、均一媒体でないと深さの相関が取れないという課題がある。また、距離情報の算出には散乱媒体の散乱係数、吸収係数が既知である必要がある。

生物学分野における散乱媒体中の三次元イメージング手法には、共焦点イメージング^{10, 11)}や光シートイメージング¹²⁾が考案されている。共焦点イメージングは点光源を対象に投影し、戻り光をピンホールスリットで検出することで散乱成分の除去が可能である。光シートイメージングは対象側方からシート状の光を照射することで対象の断面画像を取得する。しかしながら、これらの手法は三次元物体の観察にはそれぞれ三次元、一次元的な測定点走査が要求される。

散乱媒体を通した物体認識も、生体医療やセキュリティに関するさまざまなアプリケーションで重要な課題である。これらの研究では、主に、弱い散乱画像からボケ除去や散乱除去を施したのち、散乱除去画像を分類器にかけて物体を識別・分類する。関連研究には、散乱媒体に起因して発生するスペックルを使用した物体認識が研究されている¹³⁻¹⁶⁾。Zdunek や Nassif はスペックルパターンを用いた果実の成熟度の非侵襲分析^{13, 14)}を、Zalevsky は照射したレーザのスペックルパターンの変化から音源の抽出¹⁵⁾を、Bishitz はスペックルパターンの変動から骨折部位の検出¹⁶⁾を提案実証している。これらの研究では、分類器として、物体からの空間的、あるいは時間的なスペックルパターンの自己相関係数やフーリエ係数などの特徴量抽出器が用いられる。この手法では対象に応じた適切な特徴量抽出器の選択が重要であるが、これは困難な問題である。

従来独立に進化してきた光学系と演算系であるが、これらを融合化したコンピューショナルイメージングの分野が情報フォトンクス分野の革新的技術として近年注目されている。代表的な例として、X線を用いたコンピュータ断層撮影法 (Computed Tomography: CT) が挙げられる。CTは、異なる視点の複数画像から事後処理により身体の内部画像を再構成する技術である。また、大阪大学谷田研究室では、複数のレンズを並列に配置した Thin observation module by bound optics (TOMBO)¹⁷⁻¹⁹⁾を用いて、レンズ間の視差を活かした三次元情報の復元のほか、多波長情報、偏光情報、広画角情報、時間情報の取得や高ダイナミックレンジ撮像といったカメラの多機能化を実現している。Wavefront coding²⁰⁾や Light field²¹⁾は、光学系を改良し光線・光波面を制御することで被写界深度の拡張やリフォーカスを可能とした。シャッタにおける露光を時間軸方法で符号化した符号化露光²²⁾は動きやブレ補正を、光学系の瞳部で符号化する符号化開口²³⁾はボケ補正が可能

な技術である。計算機の発展とともに、光を用いた情報操作の流れは今後もますます加速し、重要度が増していくと考えられる。

本研究では、外乱光下あるいは散乱媒体中の物体のイメージングおよび物体認識を光学系と演算系の統合処理により実現する手法を考案し、そのコンセプトを実証する。

1 章では、散乱媒体に光が入射した際に発生する光学現象の解説と、研究全体にわたり共通となる概念や演算処理技術について説明する。また、本論文の意義と構成を述べる。

2 章では、対象物体から放射される対象成分と大域成分の分離を単一撮影で実現する手法を説明する。ここで、対象成分とは、発光源から対象の一点に直接照射された光が再び直接観測点に戻る成分であり、大域成分とは、その過程において他の点を経由する成分を示す。大域成分には多重反射光、拡散光、散乱光、あるいは、外乱光などの意図しない光源からの光成分が挙げられる。本手法では、構造化照明を導入して外乱光下や散乱媒体中の対象成分を強度変調する。符号化強度変調情報を演算系にフィードバックすることで、スパース拘束に基づく数値計算により外乱成分の分離と散乱成分の除去を単一撮影で実現できることを実験実証する。

3 章では、2 章での考案手法を拡張し、散乱媒体中の三次元物体を可視化する手法について述べる。本手法は、三次元構造化照明のアクティブ投影とスパース拘束による数値計算に基づき、三次元物体イメージングを走査不要で実現できる。

4 章では、散乱媒体を通して得られる対象物体のスペックル画像のデータ集合を学習することで、散乱媒体を通した物体を認識する手法を実験的に実証する。本手法では、二つの散乱板間に配置した空間光変調器上の振幅、または位相対象からのスペックル強度画像をカメラで撮影し、散乱成分の除去過程を経ずに、直接的に散乱媒体中の物体を認識することができる。

最後に本研究を総括し、今後の展望について述べる。

第 1 章

散乱媒体中の光の振る舞いと散乱除去のための演算処理

1.1 緒言

本章では、本研究の技術的な議論を進める上で重要となる基本的な概念を解説する。まず、散乱媒体に光が入射した際に発生する各種光学現象を概説する。次に、散乱の種類を散乱粒子サイズごとに分類し、概略図とともに説明する。さらに、画像を用いた散乱除去のモデル化に必要な線形システムの概念と、物体イメージングのための再構成演算処理アルゴリズム、および物体認識のための学習正則化アルゴリズムについて言及する。最後に、本論文の構成をまとめる。

1.2 散乱媒体中の光の振る舞い

1.2.1 光の基礎現象

散乱媒体に光が入射すると、Fig. 1.1 に示すように反射や屈折等の各種光学現象が観察される。散乱媒体は媒質中にその媒質とは屈折率の異なる微粒子が散在するものと定義する。散乱媒体中の微粒子に衝突した光は進行方向を変えられる。各光学現象の特徴を下記に示す。

屈折

光が空気層から散乱媒体に入射する際に、散乱媒体の境界面で光の進行方向が変化する。屈折角は境界面における二媒質間の相対屈折率と入射角に依存する。境界面に入射する光の方向の単位ベクトルを $\mathbf{t}_{\text{in}}$ 、屈折後の光の方向の単位ベクトルを $\mathbf{t}_{\text{out}}$ 、境界面の単位法線ベクトルを $\mathbf{s}$ とおくと、三次元空間における光線の屈折の法則は境界面の屈折前後の媒質の屈折率 n_{in} 、 n_{out} を用いて、

$$n_{\text{in}}(\mathbf{t}_{\text{in}} \times \mathbf{s}) = n_{\text{out}}(\mathbf{t}_{\text{out}} \times \mathbf{s}), \quad (1.1)$$

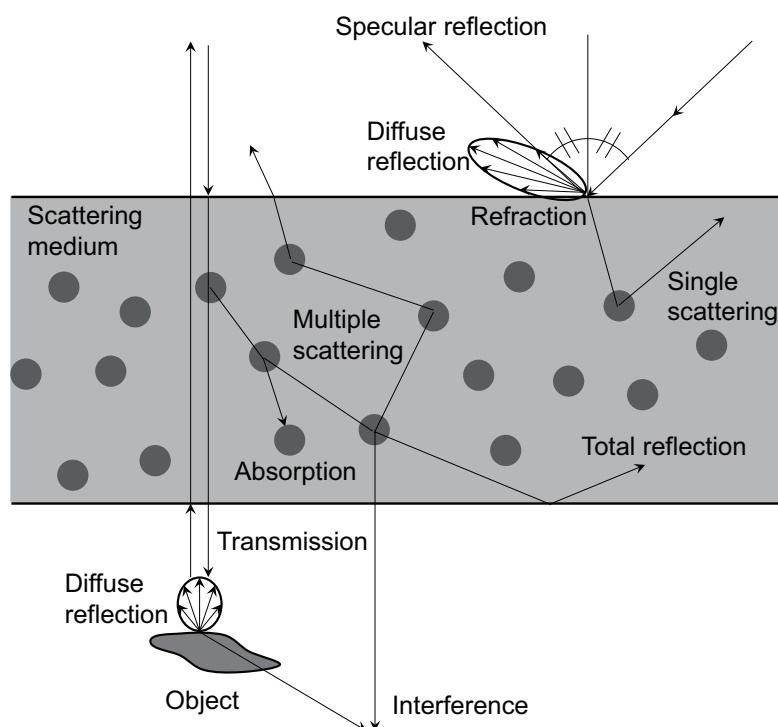


Fig. 1.1 Optical phenomena of the incident light into a scattering medium.

と記述される²⁴⁾。ここで、 $\times$ は外積を表す。光線が入射、出射する面に着目し、光線の入射角、屈折角をそれぞれ θ_{in} 、 θ_{out} とおくと、式 (1.1) は、

$$n_{\text{in}} \sin \theta_{\text{in}} = n_{\text{out}} \sin \theta_{\text{out}}, \quad (1.2)$$

と置き換えられる。この式は、スネルの法則と呼ばれる。なお、媒質の屈折率には波長依存性があり屈折角は光の波長によって変化する。

鏡面反射（正反射）

平滑な面に入射した光の反射であり、面の法線に対する反射角は入射角と一致する。金属に限らず、ガラスやプラスチックなどの透過性媒体や皮膚などの散乱媒体であっても発生する。鏡面反射の光強度は入射角依存性があり、入射光の一部は媒体内部に屈折し、それ以外の光が反射光となる。これはフレネル反射とも呼ばれ、金属では入射角依存性が小さく入射角が小さい場合でもほとんど反射するが、非金属は入射角が小さくなるにつれ反射率が大きく低下する。フレネル反射は、次式に示すよ

うに偏光による差異がある．p 波，s 波の反射率をそれぞれ $\mathcal{R}_p$ ， $\mathcal{R}_s$ とおくと，

$$\mathcal{R}_p = \left(\frac{n_{\text{out}} \cos \theta_{\text{in}} - n_{\text{in}} \cos \theta_{\text{out}}}{n_{\text{out}} \cos \theta_{\text{in}} + n_{\text{in}} \cos \theta_{\text{out}}} \right)^2, \quad (1.3)$$

$$\mathcal{R}_s = \left(\frac{n_{\text{in}} \cos \theta_{\text{in}} - n_{\text{out}} \cos \theta_{\text{out}}}{n_{\text{in}} \cos \theta_{\text{in}} + n_{\text{out}} \cos \theta_{\text{out}}} \right)^2, \quad (1.4)$$

と表される．p 波は反射率が 0 となる入射角を持ち，これをブリュースター角と呼ぶ．鏡面反射光は偏光情報を保持するため，アクティブ照明を用いたカメラ撮影では，照明側，カメラ側それぞれに直交ニコル構成で偏光板を設置することで分離することが可能である⁶⁾．また，光学レンズでは，フレネル反射成分は迷光となり撮影画像上にフレア・ゴーストとして現れ問題となるため，レンズ表面に誘電多層膜による反射防止膜を形成し，干渉効果により反射率を低減している．

拡散反射

表面の凹凸が波長 λ に比べ粗い場合，光線一本，一本に対しては反射の法則が成立するが，全体としてはあらゆる方向に反射する²⁴⁾．これを拡散反射と呼び，乱反射ともいう．ヒトの目，あるいはカメラで対象を見ることができるのは，この拡散反射に起因するところが大きく，対象を見る角度が変わっても拡散反射光のうちのいずれかが目またはセンサに届くためである．鏡面反射と拡散反射はどちらか一方のみが発生するわけではなく，多くの表面では両方の反射が含まれる．

吸収

光は散乱媒体中で一部は吸収される．物質はそれぞれ固有のエネルギー準位があるため，光子の持つエネルギーに応じて吸収率が異なる．したがって，光の吸収率は散乱媒体の屈折率に依存する．媒体に入射する前の光の強度 p_0 を用いれば，媒体を透過後の光の強度 $p(r)$ は，次式のランベルト・ベールの法則に従い，媒体の吸収係数 μ_a と光が媒体中を進む距離 r に応じて指数関数的に変化する²⁵⁾．

$$p(r) = p_0 \exp(-\mu_a r). \quad (1.5)$$

単一散乱

散乱は媒質中に屈折率の異なる粒子が含まれることに起因して発生する．このうち，光が散乱媒体中の一つの微粒子と衝突して発生する散乱が単一散乱である．単一散乱の散乱分布は散乱位相関数 $Q(\phi)$ で定義される．ここで， ϕ は 1 回の散乱による光

線の入射方向からの変化角度, つまり, 散乱角度である. 単一散乱の位相関数 $Q(\phi)$ の平均余弦で定義した次式の異方性散乱パラメータ g 値は, 媒体の異方性度を示す指標として用いられる²⁵⁾.

$$g = \frac{\int_0^\pi Q(\phi) \sin \phi \cos \phi d\phi}{\int_0^\pi Q(\phi) \sin \phi d\phi}. \quad (1.6)$$

g 値は-1~1 までの値を取り, -1, 0, 1 でそれぞれ完全な後方散乱, 等方散乱, 前方散乱を示し, それらの間では値に応じた配光特性を示す. 単一散乱は偏光を維持しやすいため, 偏光を用いた散乱分離も研究されている⁶⁾.

多重散乱

媒質中の粒子の数が増えると, 一度散乱された光が多数の粒子を通して複数回散乱される. この現象を多重散乱と呼び, 本研究で扱う主要な散乱成分である. 散乱媒体中の光は散乱と吸収により減衰する. 三次元空間に伝搬する拡散散乱光の強度は, 吸収を扱うランベルト・ベールの法則を散乱を含める式に拡張することで求めることができる. 光の入射点から距離 r の点における拡散散乱光の強度 $p(r)$ は,

$$p(r) = \frac{1}{4\pi D} \frac{\exp(-\mu_e r)}{r}, \quad (1.7)$$

と表される²⁵⁾. ここで, μ_e は実効的な減衰係数と呼ばれ, $\mu_e = \sqrt{3\mu_a(\mu_a + \mu'_s)}$ である. μ'_s は異方性媒質を等方性媒質と仮定した場合の実効的な散乱係数の意味をもつ等価散乱係数であり粒子の散乱係数 μ_s と g 値を用いて次式で定義される²⁵⁾.

$$\mu'_s = (1 - g)\mu_s. \quad (1.8)$$

また, D は, 拡散散乱光の強度の拡散係数を表し, 次式で定義される.

$$D = \frac{c}{3(\mu_a + \mu'_s)}. \quad (1.9)$$

ここで, c は媒質内を伝搬する光の速度である. なお, 多重散乱が起きると偏光情報は消失していく.

全反射

屈折率が高い媒体から小さい媒体に光が入射する際にある一定の入射角度以上で全ての光が反射する現象である. この変化点の角度を臨界角と呼び, この角度は式 (1.2) のスネルの法則において屈折角 θ_{out} を 90 度とすることで求めることができる. Fig. 1.1 の散乱媒体の裏面での反射は全反射であり, 裏面反射とも呼ばれる.

透過

散乱媒体を通過し、反対側の面を通り抜けた光は透過光と呼ばれる。透過光には、散乱光も含まれるが、微粒子に衝突せず、あるいは衝突しても進行方向が変更されずに散乱媒体を一直線に通過する光もある。この光は、Fig. 1.1 のように、散乱媒体の裏側に配置された対象物体に直接的に届く。本研究では、この非散乱光によって照射された対象成分の分離抽出を2章および3章で扱う。なお、Fig. 1.1 や2章および3章の実験では、対象物体が散乱媒体の背後に配置されているが、対象物体が散乱媒体の内部に配置されても同じ物理現象が観測されるため、本研究の手法を散乱媒体中の対象に拡張することが可能である。

干渉

二つ以上の光波が重なり合って新しい波形が形成される現象である。形成される波形は、重なる光の波長、振幅、位相に依存する。特に、コヒーレント光を散乱媒体に入射させると、通過した光は振幅・位相がランダムに変化して互いに干渉し合いスペックルを形成する。Fig. 1.1 に示すように、散乱光同士に限らず対象物体を透過・反射する光もスペックルを生成する。4章では、二つの散乱媒体に挟まれた対象物体を通過した光のスペックルを用いて機械学習による物体認識を実証する。

1.2.2 粒子径による散乱の分類

散乱粒子の径 d と光の波長 λ の大小関係により散乱を分類することができる²⁶⁾。

サイズパラメータ $\alpha = \pi d / \lambda$ として、

- $\alpha \gg 1$ のとき、幾何学的散乱
- $\alpha \approx 1$ のとき、ミー散乱
- $\alpha \ll 1$ のとき、レイリー散乱

幾何学的散乱は、散乱粒子が波長よりも十分大きいとき光線追跡による幾何的な屈折・反射計算で近似できる。雨や雪などによる散乱は幾何学的散乱である。幾何学的散乱の光強度は波長に依存しない。

ミー散乱では、Fig. 1.2(a) に示すように散乱粒子に入射した光は前方に強く散乱される。ミー散乱の位相関数は、異方性散乱パラメータ g 値を用いて、次式に示すヘニエイ-

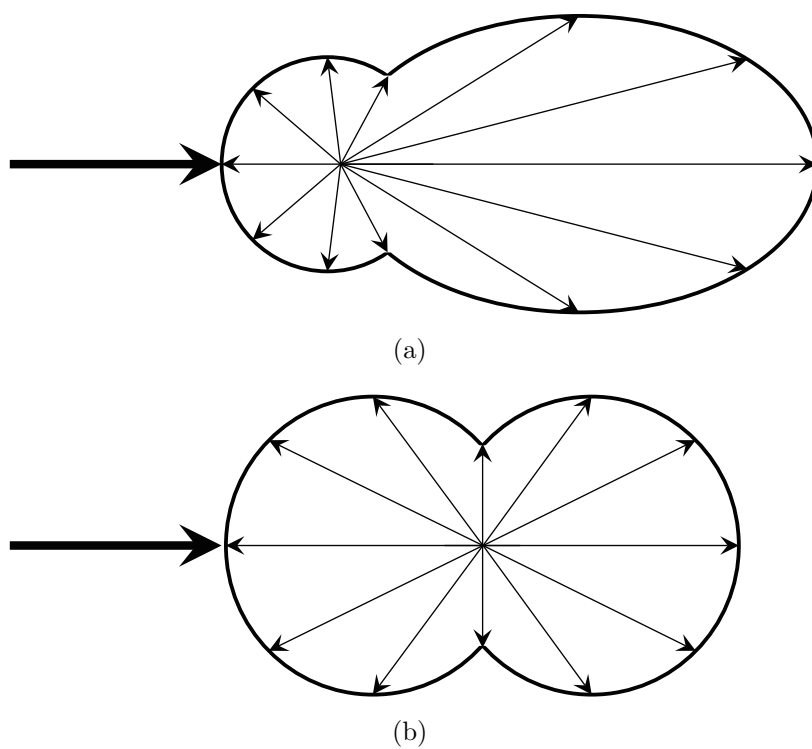


Fig. 1.2 Phase function of (a) Mie and (b) Rayleigh scattering.

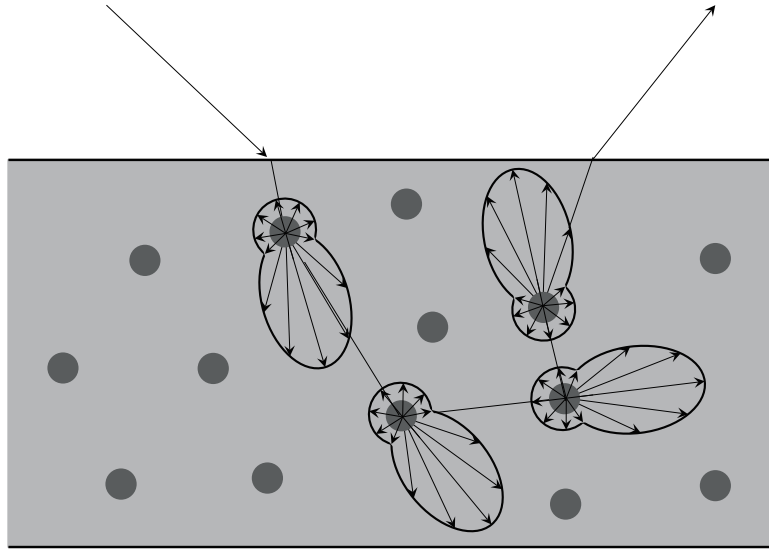


Fig. 1.3 Multiple scattering with light distribution.

グリーンシュタイン位相関数の近似がよく用いられる¹⁾.

$$Q_{\text{mie}}(\phi, g) = \frac{3(1 - g^2)}{2(2 + g^2)} \frac{(1 + \cos^2 \phi)}{(1 + g^2 - 2g \cos \phi)^{3/2}}. \quad (1.10)$$

$Q_{\text{mie}}(\phi, g)$ は位相関数であり、散乱角 ϕ と異方性散乱パラメータ g 値の式である。 g が増加するに連れて、前方への散乱が大きくなる。ミー散乱も波長に依存しない散乱である。

レイリー散乱は、Fig. 1.2(b) に示すように散乱粒子に入射した光は前後対称に散乱する。レイリー散乱の位相関数 $Q_{\text{rayleigh}}(\phi)$ は、

$$Q_{\text{rayleigh}}(\phi) = \frac{3}{4}(1 + \cos^2 \phi), \quad (1.11)$$

と表される¹⁾。また、レイリー散乱の散乱光の強度は、幾何学的散乱、ミー散乱と異なり波長依存性があり、 $1/\lambda^4$ に比例する。

ミー散乱、レイリー散乱とも散乱粒子に衝突した光は、Fig. 1.3 に示すように位相関数に応じた配光により散乱するが、粒子が多い多重散乱では、散乱回数が増加するに連れて絶対座標に対する方向性が消失し、マクロ的には等方散乱となる。

1.3 演算処理手法

1.3.1 線形システム

本研究では、原情報を光学システムを通して観測した撮影データを次式の行列演算で表される線形システムとして取り扱う²⁷⁾。

$$\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f}. \quad (1.12)$$

ここで、 $\mathbf{g} \in \mathbb{R}^{N_g \times 1}$ は撮影データのベクトルであり、 $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{N_g \times N_f}$ はシステム行列、 $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^{N_f \times 1}$ は原情報のベクトルである。 N_g は撮影データの要素数、 N_f は原情報の要素数であり、 $\mathbb{R}^{N_i \times N_j}$ は要素数が $N_i \times N_j$ の実数からなる行列である。本研究で想定する原情報 $\mathbf{f}$ は対象成分と散乱成分の両方を分離された状態で含有する。ここで、例えば、撮影データ $\mathbf{g}$ の x , y 次元に沿った要素数がそれぞれ N_x , N_y の場合、 $N_g = N_x \times N_y$ であり、さらに、測定回数が N_m 回の場合、 $N_g = N_x \times N_y \times N_m$ となる。同様に、原情報 $\mathbf{f}$ の x , y 次元に沿った要素数がそれぞれ N_x , N_y の場合、 $N_f = N_x \times N_y$ であり、原情報 $\mathbf{f}$ が対象成分と散乱成分の両方を含む場合は $N_f = N_x \times N_y \times 2$ となり、想定するシステムモデルにより要素数は異なる。

原情報 $\mathbf{f}$ は光学システムによる情報操作を受けイメージセンサで撮影データ $\mathbf{g}$ として取得される。本研究における情報操作は構造化照明による符号化により形成され、この符号化情報はシステム行列 $\mathbf{H}$ に含まれる。光学システムをモデル化したシステム行列 $\mathbf{H}$ と撮影データ $\mathbf{g}$ とから未知の原情報 $\mathbf{f}$ を推定することが本研究の物体イメージングでの問題設定である。

1.3.2 再構成アルゴリズム

式 (1.12) の逆問題を解いて原情報 $\mathbf{f}$ を推定する手段として、本研究では二つのアルゴリズムを比較する。

最小二乗法

一つ目のアルゴリズムは最小二乗法 (Least Squares Method: LSM) である。LSM は、想定する光学システムモデルが撮影データ $\mathbf{g}$ に対してよい近似となるように、残差の二乗和を最小とするような原情報 $\mathbf{f}$ を決定する方法である²⁸⁾。LSM は画素単位の行列逆

変換を用いて下記最適化問題を解く²⁹⁾.

$$\hat{\mathbf{f}} = \underset{\mathbf{f}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{f}\|_{\ell_2}. \quad (1.13)$$

ここで, $\|\cdot\|_{\ell_2}$ は ℓ_2 ノルムを表す. なお, ベクトル $\mathbf{x}$ の ℓ_n ノルムは, 次式で定義される.

$$\|\mathbf{x}\|_n = \left(\sum_i |x_i|^n \right)^{1/n}. \quad (1.14)$$

ここで, x_i はベクトル $\mathbf{x}$ の i 番目の要素, n は実数を表す.

LSM は撮影データ $\mathbf{g}$ の要素数 N_g が原情報 $\mathbf{f}$ の要素数 N_f よりも多い場合に解を一意的に求めることができる. 3 章の複数回撮影による散乱媒体中の三次元物体のイメージングでは, 式 (1.12) の逆問題の再構成アルゴリズムの一つに LSM を用いる.

圧縮センシング手法

撮影データ $\mathbf{g}$ の要素数 N_g が原情報 $\mathbf{f}$ の要素数 N_f よりも少ない場合, 式 (1.12) は不良設定問題となりこのままでは解を一意的に求めることができない. したがって, この問題に即した正則化が必要となる. 不良設定問題の解法としてよく用いられる手法の一つが下記に示すティホノフ正則化法である³⁰⁾.

$$\hat{\mathbf{f}} = \underset{\mathbf{f}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{f}\|_{\ell_2} + \tau \|\mathbf{f}\|_{\ell_2}. \quad (1.15)$$

ここで, τ は正則化のためのパラメータである. 式 (1.15) に示すように, ティホノフ正則化は, 残差の二乗和に加え近似解を最小化させる. ティホノフ正則化による解は, 代数演算により,

$$\hat{\mathbf{f}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \tau \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{g}, \quad (1.16)$$

と求められる. ここで, $\mathbf{H}^T$ はシステム行列 $\mathbf{H}$ の転置行列, $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{N_f \times N_f}$ は単位行列を表す. ティホノフ正則化は, 第二項に正則化関数 $\|\mathbf{f}\|_{\ell_2}$ を加え, 不良設定問題を解くために原情報 $\mathbf{f}$ の ℓ_2 ノルムは小さいという条件を仮定して解を得ると見なすことができる³¹⁾.

不良設定問題の正則化に基づく解の再構成は情報科学分野で興味深い問題であるが, その中でも近年注目されている手法の一つが圧縮センシングである³²⁾. 圧縮センシングでは, 式 (1.12) を次式に書き換える.

$$\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f} = \mathbf{H}\Psi\boldsymbol{\beta} = \boldsymbol{\Theta}\boldsymbol{\beta}. \quad (1.17)$$

ここで、 $\Psi \in \mathbb{R}^{N_f \times N_{f'}}$ はある空間への変換行列、 $\beta \in \mathbb{R}^{N_{f'} \times 1}$ はある空間へ変換された原情報を表す。代表的な Ψ として、離散コサイン変換、離散ウェーブレット変換、トータルバリエーション (TV) が挙げられる。自然画像は、これらの変換された空間上で、原情報の要素数 N_f より少数の非零要素群となり、疎性 (スパース性) を示すことが知られている³³⁾。すなわち、自然画像は圧縮可能である。その結果、 β の中の零要素群は無視でき、線形システムの未知数を低減することが可能となる。つまり、行列 Ψ を用いた原情報 f の変換により不良設定問題を良設定の逆問題に置き換えることができる。

このスパース拘束に基づく正則化による逆問題の解法は次式で表される。

$$\hat{f} = \underset{f}{\operatorname{argmin}} \|g - Hf\|_{\ell_2} + \tau \|\beta\|_1 \quad (1.18)$$

$$= \underset{f}{\operatorname{argmin}} \|g - Hf\|_{\ell_2} + \tau S(f). \quad (1.19)$$

ここで、 $\|\cdot\|_{\ell_1}$ は ℓ_1 ノルム、 $S(\cdot)$ はスパース拘束に基づく正則化関数である。

本研究では、Two-step iterative shrinkage/thresholding (TwIST) と呼ばれる圧縮センシングアルゴリズムを用いる³⁴⁾。TwIST は反復凸最適化アルゴリズムであり、TwIST を用いた多くの画素損失を含む画像の回復例が参考文献 34 で実証されている。効果的な正則化 S は原情報 f の構成に依存するため、これら正則化関数のうち原情報 f が最もスパースになるものを選択することが望ましい。その一方で、自然画像は前述の変換行列 Ψ により変換された空間領域において一般的にスパースであることが知られており、いずれの正則化を用いてもほとんどの自然画像で機能する。

圧縮センシングアルゴリズムは、2 章、3 章の散乱媒体中の物体のイメージングの逆問題の再構成に用いる。圧縮センシングアルゴリズムは、2 章で示す単一撮影による不良設定問題と 3 章で示す複数回撮影による良設定問題のどちらにも有効に機能する。

1.3.3 機械学習アルゴリズム

正則化は数学、統計分野で広く使われているが、1.3.2 項の不良設定の逆問題の解法に限らず機械学習におけるモデルのパラメータの学習にも用いられる。撮影データ $g_i \in \mathbb{R}^{N_g}$ を二クラス分類する場合、 N 個の撮影データ g_i はそれぞれ二クラスラベル $l_i \in \{-1, 1\}$ とともに分類される。ここで、 i は i 番目の撮影を表し、これらデータ集合 V は、

$$V = \{g_i, l_i | g_i \in \mathbb{R}^{N_g}, l_i \in \{-1, 1\}\}_{i=1}^N, \quad (1.20)$$

と表される^{35, 36)}.

本研究では、機械学習による物体認識にサポートベクターマシン (SVM)³⁷⁻³⁹⁾を使用した。SVMは教師あり学習を用いたパターン認識手法の一つである。教師あり学習は、事前に既知のラベルのデータを用いて学習したのち、その学習結果に基づき新しいテストデータを分類する。SVMは分離するための超平面とデータ間のマージン m を最大化するようにデータを二クラス分類する。このプロセスはテストデータの分類の汎化能力を高め、識別率を向上させることが可能である。撮影データ $\mathbf{g}$ の空間でのSVMの識別関数 $\mathcal{F}(\bullet)$ は、

$$\mathcal{F}(\mathbf{g}) = \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{g} - b, \quad (1.21)$$

と表される。ここで、 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{N_g}$ は超平面から正例データ側（ラベル l の1側）に向かう法線ベクトル、 b は超平面の切片である。識別関数 $\mathcal{F}(\mathbf{g})$ を求める、すなわち、 $\mathbf{w}$ 、 b を求めることがここでの問題設定である。

超平面はマージン $m = 1/\|\mathbf{w}\|_2$ を最大化するように次式を解くことによって算出される³⁷⁾。

$$\min_{\mathbf{w}, b} \sum_{i=1}^N (1 - l_i \mathcal{F}(\mathbf{g}_i)) + \tau \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2. \quad (1.22)$$

式 (1.22) の第一項は損失項、第二項は正則化項と呼ばれ、それぞれの重みは正則化パラメータ τ によって調整される。 τ が小さいほど学習段階における認識率が高まり、 τ が大きいほど汎化能力が高まる。すなわち、機械学習における τ の役割は過学習を調整することであり、交差検定でその値が決定される。

学習により式 (1.21) の識別関数が決定後、未知のテストデータ $\mathbf{g}_i$ を識別関数 $\mathcal{F}(\mathbf{g})$ に代入し、正の値であれば $l_i = 1$ 、負の値であれば $l_i = -1$ として分類される。

式 (1.22) の SVM は線形分類器であり、カーネルトリック^{40, 41)}により非線形分類器に拡張できる。カーネルトリックでは、物体の空間において超平面を線形に分離できなくとも、別の特徴空間に入力データを写像する変換を加えることで線形に分離可能である。入力データを線形特徴空間へ写像するカーネル関数を $\mathcal{K}(\bullet)$ とおくと非線形分類器は式 (1.22) を書き換えて次式で表される。

$$\min_{\mathbf{w}, b} \sum_{i=1}^N (1 - l_i \mathcal{F}(\mathcal{K}(\mathbf{g}_i))) + \tau \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2. \quad (1.23)$$

カーネル関数 $\mathcal{K}(\bullet)$ は、多項式、多層パーセプトロンや、ガウス関数を代表とする放射基底関数などの非線形関数が選ばれる⁴²⁾。

4章では式 (1.23) の SVM 非線形分類器を用いて散乱媒体中の対象の物体認識を実証する。

1.4 本論文の意義と構成

本研究では、光学系と演算系を融合し、それらの相乗効果でそれぞれ単独では成し得なかった、散乱媒体中の三次元イメージングのコンセプトを考案した。従来の散乱媒体中の三次元イメージング手法は、距離情報取得には散乱媒体の均一性の仮定や、散乱媒体情報の事前取得が必要であった。また、光学系、演算系のどちらか一方に重きを置いた散乱除去手法が主流であった。本研究の考案手法は、散乱媒体のイメージング分野に、光学系と演算系を統合したコンセプトに新しさがああり、既存手法で課題であった、散乱媒体の構成の制約無しに三次元イメージングが可能な汎用性の高い技術である。このコンセプトの実現に、光学系として空間強度変調を施す構造化照明を、演算系として自然画像の冗長性を利用したスパース拘束に基づく統計的手法を用いる。また、検出点の走査が不要であるため光学系が複雑にならず、また、動体撮影、高速撮影の点でも有利である。散乱媒体中の物体イメージングは、散乱除去画像が得られるため、対象物体の識別をヒトが実行したい場合に有効である。

散乱媒体中の物体認識では、従来手法のような散乱除去プロセスや特徴量抽出プロセスを介さずに、散乱されたスペックルパターンから直接物体の認識が可能であることを実験的に実証する。したがって、本研究の散乱媒体中の物体認識の取り組みは、物体イメージングの取り組みと異なり、構造化照明を用いた散乱除去・画像鮮明化プロセスは不要である。特に、センシング用途など機械が対象物体を自動識別する場合に有効である。

本論文の構成を Fig. 1.4 に示す。本論文の研究項目は下記三つに分けられる。

2章では、構造化照明を用いた単一撮影による外乱光や散乱光の成分の分離を実証する。対象画像の再構成には 1.3.2 項で示した圧縮センシング手法を用いる。

3章では、三次元構造化照明を用いた散乱媒体中の三次元対象の復元を実施する。実験では、構造化照明のパターンを複数回変更して投影し、複数回撮影する。三次元対象の再構成には 1.3.2 項で示した最小二乗法と圧縮センシング手法の二つを試し、比較する。

4章では、散乱媒体を通した対象の物体認識をする。コヒーレントレーザ光を散乱媒体越しに対象に照射することで対象の情報が含まれたスペックルが発生する。このスペックル情報を 1.3.3 項の SVM による非線形分類器で直接学習することで対象の二クラス分類を実証する。

1.5 結言

本章では、本研究全体に渡る基本的な概念と技術的手法について説明した。

1.2 節では、散乱媒体に光が入射する際の光学現象を示した。散乱媒体へ光が入射すると、屈折、鏡面反射、拡散反射、全反射、吸収、単一散乱、多重散乱、透過、干渉などの光学現象が観察される。これらのうち、本研究の物体イメージングは主に多重散乱除去を目的とし、物体認識では多重散乱による干渉を用いた対象の識別を試みる。

1.3 節では、本研究で用いる物体イメージングの再構成アルゴリズムと物体認識に用いる機械学習アルゴリズムを説明した。再構成アルゴリズムとして使用する TwIST と呼ばれる圧縮センシングアルゴリズムはスパース拘束に基づく正則化であり、自然画像に対する汎用性が高い。機械学習アルゴリズムとして使用する SVM は非線形分類器に拡張できるため、本研究が対象とする干渉スペckルの非線形プロセスに有効である。

1.4 節では、本論文の意義と構成を図とともにまとめた。

本研究では、光学系と演算系を融合した枠組みを通して、散乱媒体中の物体イメージングと物体認識を実験的に実証する。

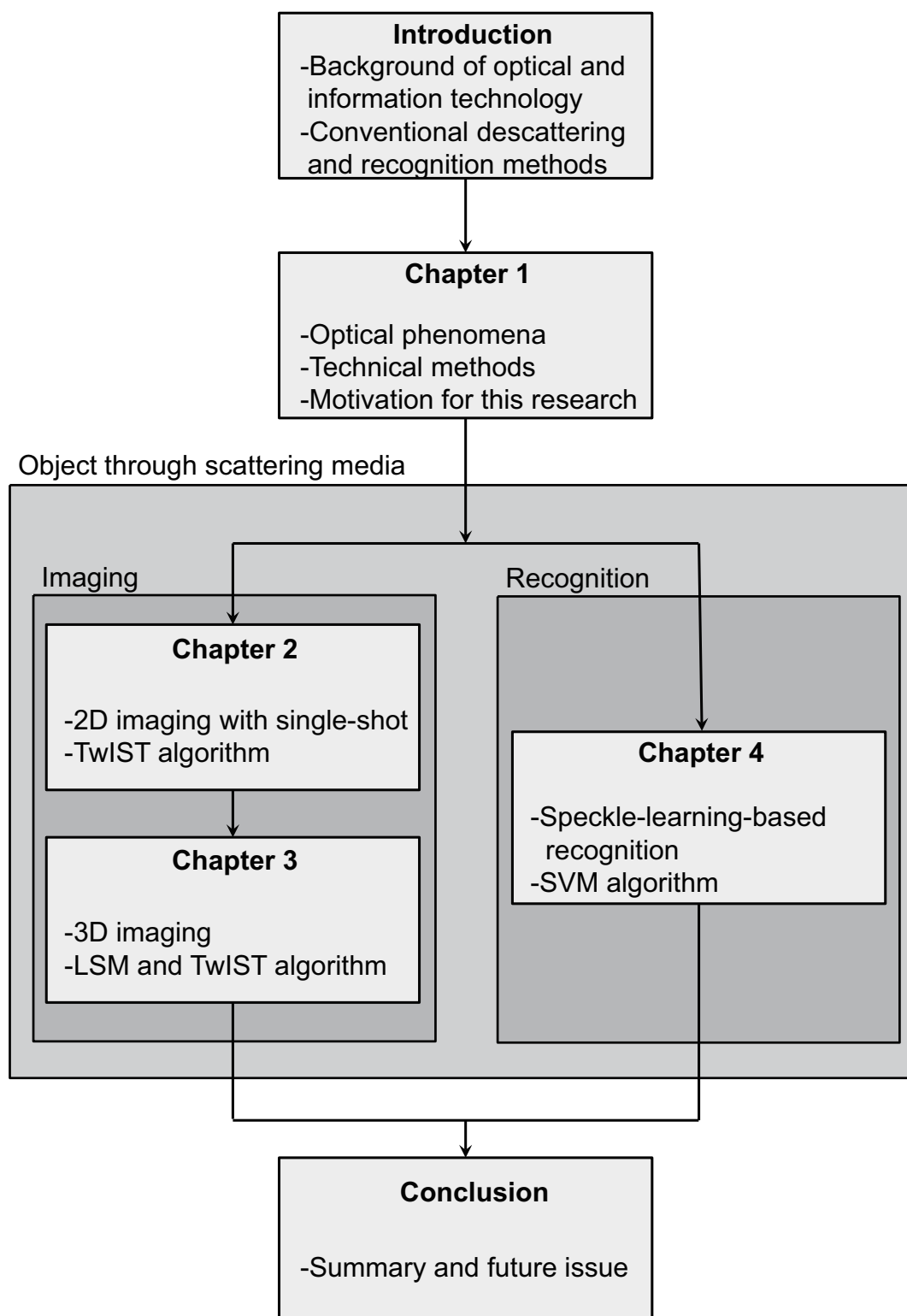


Fig. 1.4 Structure of this dissertation.

第 2 章

単一符号化パターン投影を用いた単一撮影による対象成分と外乱・散乱成分の分離

2.1 緒言

本論文では、物体の撮影・観察場面において問題となる外乱光や散乱光などの不要な光成分を単一撮影で分離・除去する手法をまとめる。ここで、発光源から対象の一点に直接照射された光が再び直接観測点に戻る成分を対象成分、その過程において他の点を経由する不要な光成分を大域成分と定義する。大域成分には鏡面・多重反射光、拡散光、単一・多重散乱光、あるいは、外乱光などの意図しない光源からの光成分が挙げられる。

対象成分と大域成分の分離は、特に、肌診断、3D モデルの照明解析や外乱光除去等の各種用途で不可欠な問題であるとともに、画像ベースのコンピュータグラフィックスやマシンビジョンの分野で盛んに研究されている⁴³⁻⁴⁵⁾。他に興味深いアプリケーション例は散乱媒体中の散乱成分の除去やそれに伴う画像の鮮明化であり、海洋科学、セキュリティ、生体医療分野等で長く研究されている^{7-11, 46, 47)}。海洋科学分野では、海中での不鮮明画像の散乱除去が課題であり、生体医療分野でも不透過媒体中の対象の撮影において散乱除去が要求される。加えて、セキュリティ分野では、雨、霧、煙霧、靄などの悪天候下においても撮影された物体の正確な認識が望まれる。散乱光は非直接的な経路で発光点から観測点までを辿るため、対象成分と大域成分の分離に基づく散乱除去手法は対象成分のみを抽出する^{43, 48, 49)}。

2.2 既存手法

Nayar らは、Fig. 2.1(a) に示すようにプロジェクタ等の単一のアクティブ照明を対象表面に照射することで対象成分と大域成分を分析した⁴³⁾。本研究では、Fig. 2.1(a) に示すように単一の外乱光源 A を想定するが、複数の外乱光源を含む場合も本研究のシステムモ

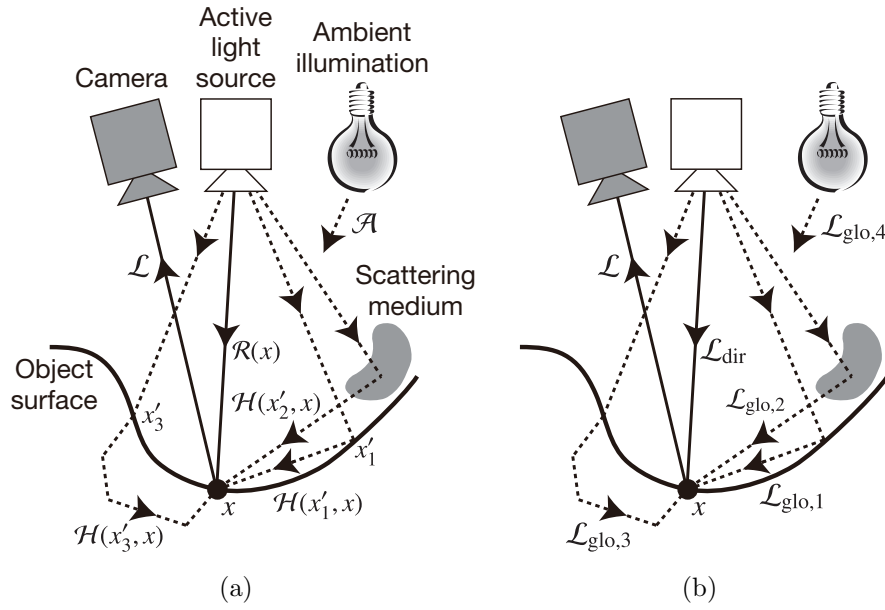


Fig. 2.1 Optical components represented with (a) the response function $\mathcal{H}$, (b) the direct component $\mathcal{L}_{\text{dir}}$, and global component $\mathcal{L}_{\text{glo}} (= \sum_k \mathcal{L}_{\text{glo},k})$.

デルは成立する。ここでは、対象成分と大域成分の議論において簡略化のため対象表面の一断面の曲線上の x 点のみを想定する。照明された対象の空間座標 x 上の照明パターンを $\mathcal{P}(x)$ として定義する。点 x からカメラに向かう出射光 $\mathcal{L}(x)$ は下記のように記述される。

$$\mathcal{L}(x) = \int \mathcal{H}(x', x) \mathcal{P}(x') dx' + \sum_j \int \bar{\mathcal{H}}_j(x', x) \mathcal{A}_j(x') dx'. \quad (2.1)$$

ここで、 $\mathcal{H}(x', x)$ はプロジェクタから点 x' に向かった出射光が点 x に到達し再度出射される応答関数であり、 $\bar{\mathcal{H}}_j$ は j 番目の外乱光源 $\mathcal{A}_j$ (例えば、太陽光等) からの出射の応答関数である。応答関数は点 x 自身を含む対象表面上の点から出射した光の点 x での強度の寄与を表す。Fig. 2.1(a) に示すようにこれら発生源は対象表面、内部や外部での反射、拡散、散乱である。本研究では単一のカメラ、単一のプロジェクタのみを想定する。この場合、応答関数の発生源が対象の内部、外部のどちらに位置しているかに関わらず、応答関数 $\mathcal{H}$ はカメラに向けて出射する点と対象表面上にプロジェクタから入射する点の二つの空間的な変数 x, x' の関数である。 $x = x'$ のときは、Fig. 2.1(a) に示すように光線はプロジェクタから対象表面に直進し、カメラへ直接戻る。 $x \neq x'$ のときは、光線は対象表面上の x と x' を経由してプロジェクタからカメラまで非直接的な経路を辿る。式 (2.1)

は、次式のように書き直すことができる.

$$\mathcal{L}(x) = \mathcal{R}(x)\mathcal{P}(x) + \int_{x' \neq x} \mathcal{H}(x', x)\mathcal{P}(x')dx' + \sum_j \int \bar{\mathcal{H}}_j(x', x)\mathcal{A}_j(x')dx'. \quad (2.2)$$

ここで, $\mathcal{R}(x)$ は $\mathcal{H}(x, x)$ と等しく, 点 x での反射率と定義する. Nayar らは反射率 $\mathcal{R}$ を対象成分 $\mathcal{L}_{\text{dir}}$, 式 (2.2) での第 2 項, 第 3 項を大域成分 $\mathcal{L}_{\text{glo}}$ と定義した⁴³⁾. 投影パターン $\mathcal{P}$ が均一照射, つまり, $\mathcal{P}(x) = 1$ であるとき, 式 (2.2) は次式のように簡略化される.

$$\mathcal{L}(x) = \mathcal{L}_{\text{dir}}(x) + \mathcal{L}_{\text{glo}}(x). \quad (2.3)$$

ここで,

$$\mathcal{L}_{\text{dir}}(x) = \mathcal{R}(x), \quad (2.4)$$

$$\mathcal{L}_{\text{glo}}(x) = \int_{x' \neq x} \mathcal{H}(x', x)dx' + \sum_j \int \bar{\mathcal{H}}_j(x', x)\mathcal{A}_j(x')dx'. \quad (2.5)$$

したがって, 対象成分 $\mathcal{L}_{\text{dir}}$ はプロジェクタから点 x への直接光によって引き起こされ, 大域成分 $\mathcal{L}_{\text{glo}}$ は点 x 以外の点からの非直接的な光によって生じるものであり, 反射, 拡散, 散乱, あるいは Fig. 2.1(b) に示すように外乱光によってもたらされる. 対象成分と大域成分は, 散乱光や拡散光の低減, 表面下散乱の解析, 写真画像上のグレアの抑制を含む各種アプリケーションで検討されてきた^{43, 49, 50)}.

参考文献 43 で示される対象成分と大域成分の分離で代表的なものは, 対象上に高空間周波数の周期パターンを空間的な位相を変えつつ複数回投影する方法である. 対象成分は投影パターンに対し直接応答するが, 大域成分は非直接的に散乱あるいは反射パターンによって変調される. この手法では, 非直接プロセスは式 (2.2) の応答関数 $\mathcal{H}$ によって低周波の現象として観察されると仮定する. このとき, 対象成分と大域成分は複数回の撮影画像から計算機によって分離できる. 光学的な対象成分と大域成分の分離のための上記手法は, 単一撮影では空間解像度を犠牲にするため, 複数回撮影が要求される. これに対し, 本研究では単一パターン投影を用いて空間解像度の劣化を引き起こさずに単一撮影で分離を実現する手法を考案した. 投影パターンによって光成分を符号化し, 符号化成分を含む観察光信号を圧縮センシングを用いたスパース拘束アルゴリズムを用いて復元する. 圧縮センシングは従来のセンシング技術よりも少ないデータ, あるいは, 測定回数でより大きなサイズの対象データの観察を可能とする³²⁾.

2.3 考案手法

本手法では、符号化パターン $\mathcal{P}(x)$ を物体表面に投影し、表面からの戻り光をカメラで撮影する。参考文献 43 で示されるように非直接光プロセスは応答関数 $\mathcal{H}$ によって投影パターンの低周波成分のみを通過させるため、対象成分のみ投影パターンによって変調されると想定する。したがって、式 (2.2) の第2項の符号化パターン $\mathcal{P}$ は無視可能な成分となり、イメージングプロセスは下記のように書き換えられる。

$$\mathcal{L}(x) = \mathcal{P}(x)\mathcal{L}_{\text{dir}}(x) + \mathcal{L}_{\text{glo}}(x). \quad (2.6)$$

この式は、対象成分 $\mathcal{L}_{\text{dir}}$ は符号化パターン $\mathcal{P}$ によって変調され、変調された対象成分と変調されない大域成分 $\mathcal{P}$ がカメラの撮像素子上で重畳されることを意味する。

式 (2.6) で示されるプロセスは下記行列演算で表せる。

$$\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f} = \begin{bmatrix} \mathbf{P} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{f}_{\text{dir}} \\ \mathbf{f}_{\text{glo}} \end{bmatrix}. \quad (2.7)$$

ここで、 $\mathbf{g} \in \mathbb{R}^{N_x \times 1}$ は式 (2.6) の $\mathcal{L}$ に対応する撮影データのベクトルであり、 N_x は x 次元に沿った要素数、 $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{N_x \times (N_x \times 2)}$ はシステム行列、 $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^{(N_x \times 2) \times 1}$ は対象成分と大域成分から構成される対象データのベクトル、 $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{N_x \times N_x}$ は対角要素が式 (2.6) での投影パターン $\mathcal{P}$ に対応する対角行列、 $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{N_x \times N_x}$ は単位行列、 $\mathbf{f}_{\text{dir}} \in \mathbb{R}^{N_x \times 1}$ と $\mathbf{f}_{\text{glo}} \in \mathbb{R}^{N_x \times 1}$ はそれぞれ式 (2.6) での対象成分 $\mathcal{L}_{\text{dir}}$ と大域成分 $\mathcal{L}_{\text{glo}}$ のベクトルである。

式 (2.7) の逆問題を解くために実験では、1.3.2項で説明した式 (1.19) の Two-step iterative shrinkage/thresholding (TwIST) と呼ばれる圧縮センシングアルゴリズムを用いた。正則化関数としてトータルバリエーション (TV) を使用した。TV は再構成プロセスにおいてエッジを維持しつつ平滑化を高める正則化である。

2.4 実験実証

二つの実験を行って考案手法の有効性を実証する。一つ目の実験では、実験で得られた分離結果を式 (2.4) と (2.5) で定義される対象成分と大域成分の正解画像と比較することによって本手法の原理を実証する。この実験では、Fig. 2.1 の大域成分の一つでありマシンビジョンで重要なトピックでもある外乱光の分離を扱う。外乱光はプロジェクタ等の制御可能な照明で構成可能であり、この場合実験実証に用いる比較用の対象成分と大域成分の正解画像を生成することが可能である。これに対して Fig. 2.1 の複数回反射などの他の大域成分は生成制御することは難しい。二つ目の実験では、大域成分分離の別の応用とし

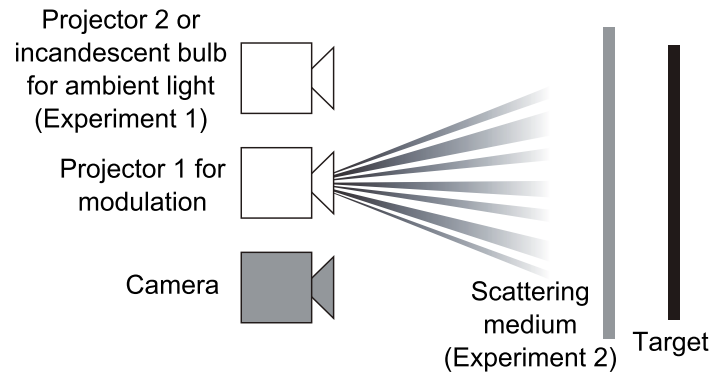


Fig. 2.2 Setup for Experiments 1 and 2. The scattering medium is not used in Experiment 1, and Projector 2 is not used in Experiment 2.

て散乱除去を行う。散乱除去は特に生体医療やセキュリティ分野でのイメージングにおいて主要な課題となっている。両実験の構成を Fig. 2.2 に示す。対象チャートにプロジェクタ 1（EPSON 製 EH-TW400 3-chip LCD）から単一符号化パターンを投影する。投影された対象チャートはカメラ（PixeLINK PL-B953 monochrome CCD）によって撮影される。簡略化のために対象として平面解像度チャートを選択した。次章ではランダムパターン投影によるステレオイメージングを複合させた三次元対象への拡張手法を説明する⁵¹⁾。

2.4.1 実験 1: 外乱光の分離

実験 1 ではプロジェクタ 2（EPSON 製 EB1910 3-chip LCD）または白熱灯（山田照明製 U60N 60W）からの外乱光成分を分離し、従来手法に対する考案手法の優位性を示す。実験 1 は実験 1 (i), (ii), (iii) の三つのサブ実験から構成される。各サブ実験は対象のテクスチャと外乱光が異なる。

実験 1 (i) : 二値強度の対象と外乱光

実験 1 (i) では Fig. 2.3(a) に示すように二値強度の解像度チャートを二つのプロジェクタによって照明した。プロジェクタ 1 は均一パターンを投影し、プロジェクタ 2 は外乱光として定義した二値強度の“H”パターンを投影した。撮影画像サイズは 750×750 ピクセル、最小縞パターンの周期は撮影画像上で 12 画素であった。式 (2.4) で表現される対象成分は式 (2.2) において $\mathcal{P} = 1$, $\mathcal{A} = 0$, $\mathcal{H}(x', x) = 0$ とすることで取得できる。ここで、 $\mathcal{P}$ は Fig. 2.2 におけるプロジェクタ 1 に対応し、 $\mathcal{A}$ はプロジェクタ 2 に対応する。Fig. 2.3(c)

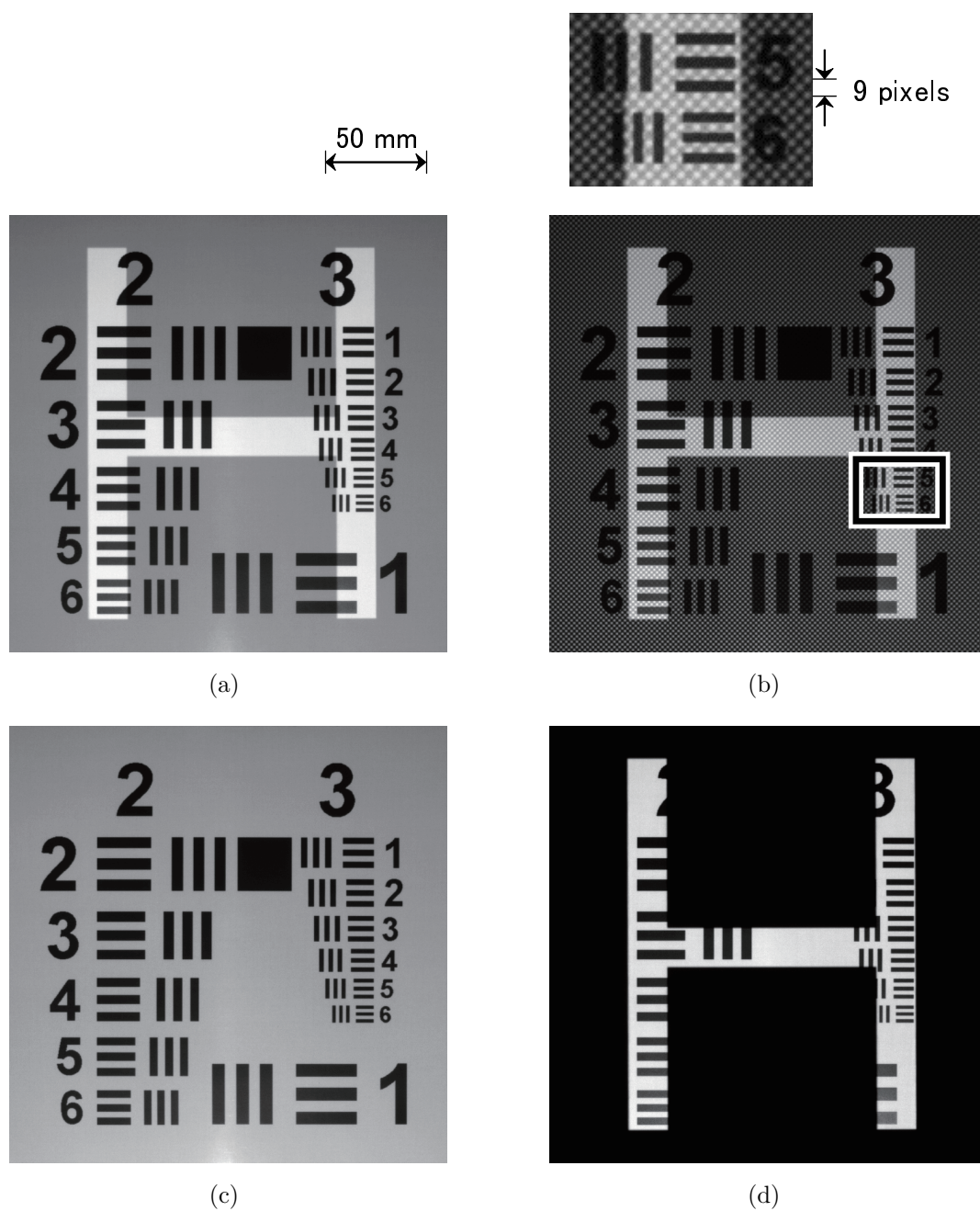


Fig. 2.3 Experimental data for separation of ambient light in Experiment 1(i). Images of the captured target (resolution chart) with ambient light pattern projected by Projector 2, and (a) uniform and (b) checker patterns projected by Projector 1. The upper subfigure (140×100 pixels) in (b) is a close-up of the rectangle in the figure. The reference (c) direct and (d) global components.

はプロジェクタ 2 を消灯 ($A = 0$) し、プロジェクタ 1 から均一パターン ($P = 1$) を投影し撮影して得られた画像である。したがって、Fig. 2.3(c) は実験 1 における対象成分と見なすことができ、本実験の正解画像として使用できる。一方、式 (2.5) で表現される大域成分は式 (2.2) において $P = 0$, $A \neq 0$, $\mathcal{H}(x', x) = 0$ に設定することで取得できる。Fig. 2.3(d) はプロジェクタ 1 を消灯 ($P = 0$) し、プロジェクタ 2 から “H” パターンを投影 ($A \neq 0$) して撮影して得られた画像である。したがって、Fig. 2.3(d) は実験 1 における大域成分と見なすことができ、本実験の正解画像として使用できる。これらの理由により、考案手法の原理は実験で得られた分離結果を Fig. 2.3(c) と 2.3(d) に示される正解対象成分画像および正解大域成分画像と比較することで実証できる。

本研究では、解像度チャートは TV 領域においてスパースであるため、式 (1.19) の正則化として二次元の TV を選択した⁵²⁾。本実験における二次元 TV は下記のように定義される。

$$\begin{aligned} TV(\mathbf{f}^{2D}) = & \sum_X \sum_Y \sqrt{(\mathbf{f}_{\text{dir}}^{2D}(X+1, Y) - \mathbf{f}_{\text{dir}}^{2D}(X, Y))^2 + (\mathbf{f}_{\text{dir}}^{2D}(X, Y+1) - \mathbf{f}_{\text{dir}}^{2D}(X, Y))^2} \\ & + \sum_X \sum_Y \sqrt{(\mathbf{f}_{\text{glo}}^{2D}(X+1, Y) - \mathbf{f}_{\text{glo}}^{2D}(X, Y))^2 + (\mathbf{f}_{\text{glo}}^{2D}(X, Y+1) - \mathbf{f}_{\text{glo}}^{2D}(X, Y))^2}. \end{aligned} \quad (2.8)$$

ここで、 $\mathbf{f}^{2D}$ はベクトル $\mathbf{f}$ の二次元画像であり、 $\mathbf{f}^{2D}(X, Y)$ は画像上の X, Y の要素を示す。TV 領域におけるスパース条件を満たすためには、式 (2.6) の符号化パターン P の最小解像度が対象成分 $\mathcal{L}_{\text{dir}}$ と大域成分 $\mathcal{L}_{\text{glo}}$ のそれらよりも小さい必要がある。

従来手法と比較するために参考文献 43 で使用されたチェッカーパターンを式 (2.6) の符号化パターン P として選択した。符号化パターンの必要条件は高周波数成分を含むことであるため、ランダムパターンもまた利用可能である¹¹⁾。Fig. 2.3(b) はプロジェクタ 1 とプロジェクタ 2 からそれぞれチェッカーパターンと外乱光を対象の解像度チャート上に投影し撮影した画像である。TwIST を用いた分離においては、解像度チャートの代わりに白紙を用いてチェッカーパターンを事前取得した。このプロセスは物体空間の幾何学的計算にて投影されるチェッカーパターンを推定することで省くことも可能である。Fig. 2.3(b) の拡大図に示すように、カメラ画像上のチェッカーパターンの周期は 9 画素であった。この値はプロジェクタによって制限され、投影できる最小値である。この場合、チェッカードットの最小ピッチは対角方向で $9/\sqrt{2} = 6.4$ 画素であり、解像度チャートの最小縞パターンの周期よりも小さい。符号化パターンのコントラストは、ここで用いた市販プロジェクタによる空間光変調器の光の漏れによりオフセットが生じ理想的な状態ではない。特に、今回のチェッカーパターンのような高周波投影パターンでこの影響は顕著

である。したがって、式 (2.6) の実際の符号化パターン $\mathcal{P}$ は純粋な黒 (0) と白 (1) の画素で構成されていない。

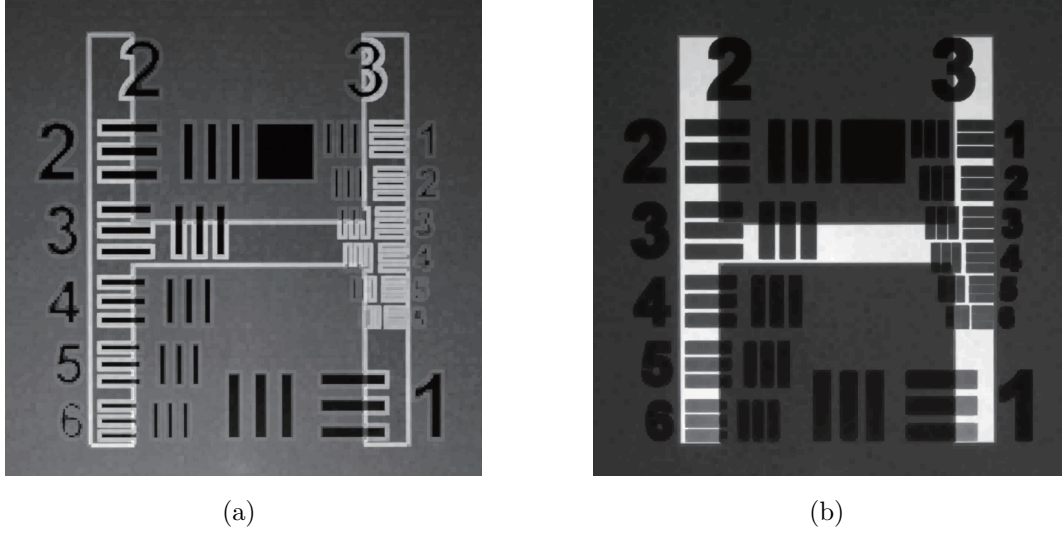


Fig. 2.4 Separation results using Nayar's single-shot method reported in Ref. 43 in Experiment 1(i): (a) direct and (b) global components.

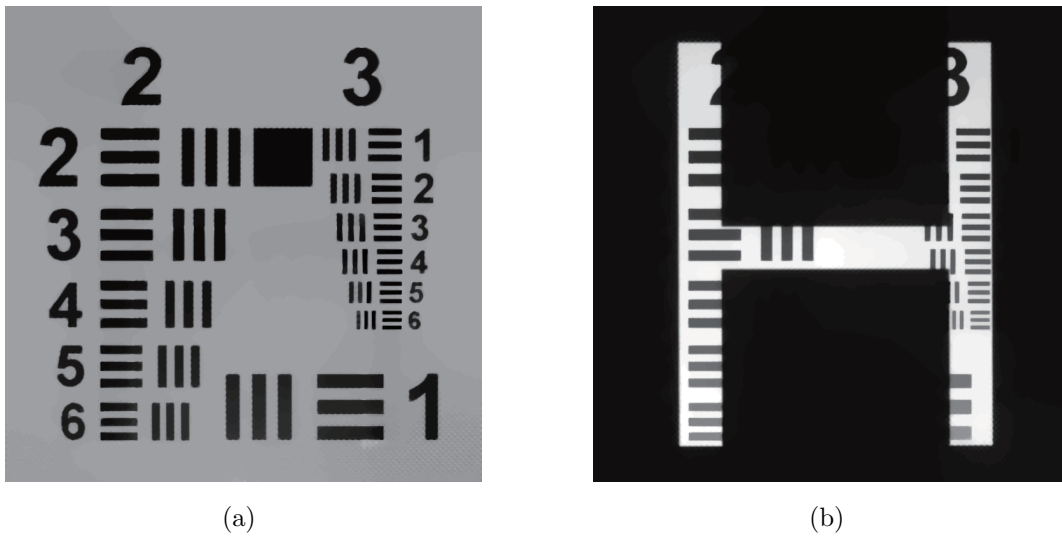


Fig. 2.5 Separation results with TwIST in Experiment 1(i): (a) direct and (b) global components.

Fig. 2.4(a) と 2.4(b) は参考文献 43 の従来手法に基づいて Fig. 2.3(b) から求めたそれぞれ対象成分と大域成分の分離結果である。従来手法では撮影された符号化パターンは使用する必要はない。参考文献 43 の単一撮影での分離手法は、画素ごとに近傍 9×9 画素領域内で二つの成分は均一であると仮定し、その各領域内の最大強度と最小強度を計算する。それら差分値を対象成分、最小強度を大域成分として見積もる。この仮定は、Fig. 2.4(a) と 2.4(b) に示すようにテキスチャの境界部において誤差をもたらした。その結果、一番目と二番目に小さいピッチの縞パターンは解像されず、限界解像度は 0.22 lp/mm であった。さらに、Fig. 2.4(b) の特に背景部で見られるように対象成分と大域成分の分離が不十分であった。前段落で言及したように、実投影パターンのコントラスト低下が要因である。この結果から従来手法は空間解像度と対象成分と大域成分の分離の間にはトレードオフが存在することがわかる。事前に撮影取得したチェッカーパターンを式 (2.7) における P として、TwIST を用いて Fig. 2.3(b) から対象成分と大域成分を分離した結果をそれぞれ Fig. 2.5(a) と 2.5(b) に示す。本結果は、Fig. 2.3(c) と 2.3(d) の正解画像との比較から従来手法と比べ高い再現性と解像度を有することがわかる。従来手法において見られた空間解像と分離性のトレードオフは考案手法による逆解析プロセスにより緩和された。

実験 1 (ii) : グレースケール強度の対象と外乱光

実験 1 (ii) では実験 1 (i) よりもより一般的な環境の外乱光分離を実証する。実験 1 (i) の二値画像の代わりに対象としてグレースケールチャートを用い、グレースケールレベルのより現実的な外乱光を生成するためにプロジェクタ 2 の代わりに外乱光として白熱電球を照射した。Fig. 2.6 の実験データは実験 1 (i) と同じ方法で取得した。Fig. 2.7(a) と 2.7(b) に示す Nayar らの単一撮影手法⁴³⁾ の分離結果は、対象成分の解像度が低く、大域成分にアーティファクトが見られた。一方、Fig. 2.8(a) と 2.8(b) に示す本研究の分離結果は Fig. 2.6(c) と 2.6(d) の正解画像とよく一致し、高い解像度、分離性が確認された。

さらに、これら結果から二次元 TV の TwIST を用いた考案手法は二値強度だけでなくグレースケールの対象やグレースケールの外乱光にも効果的であると言える。

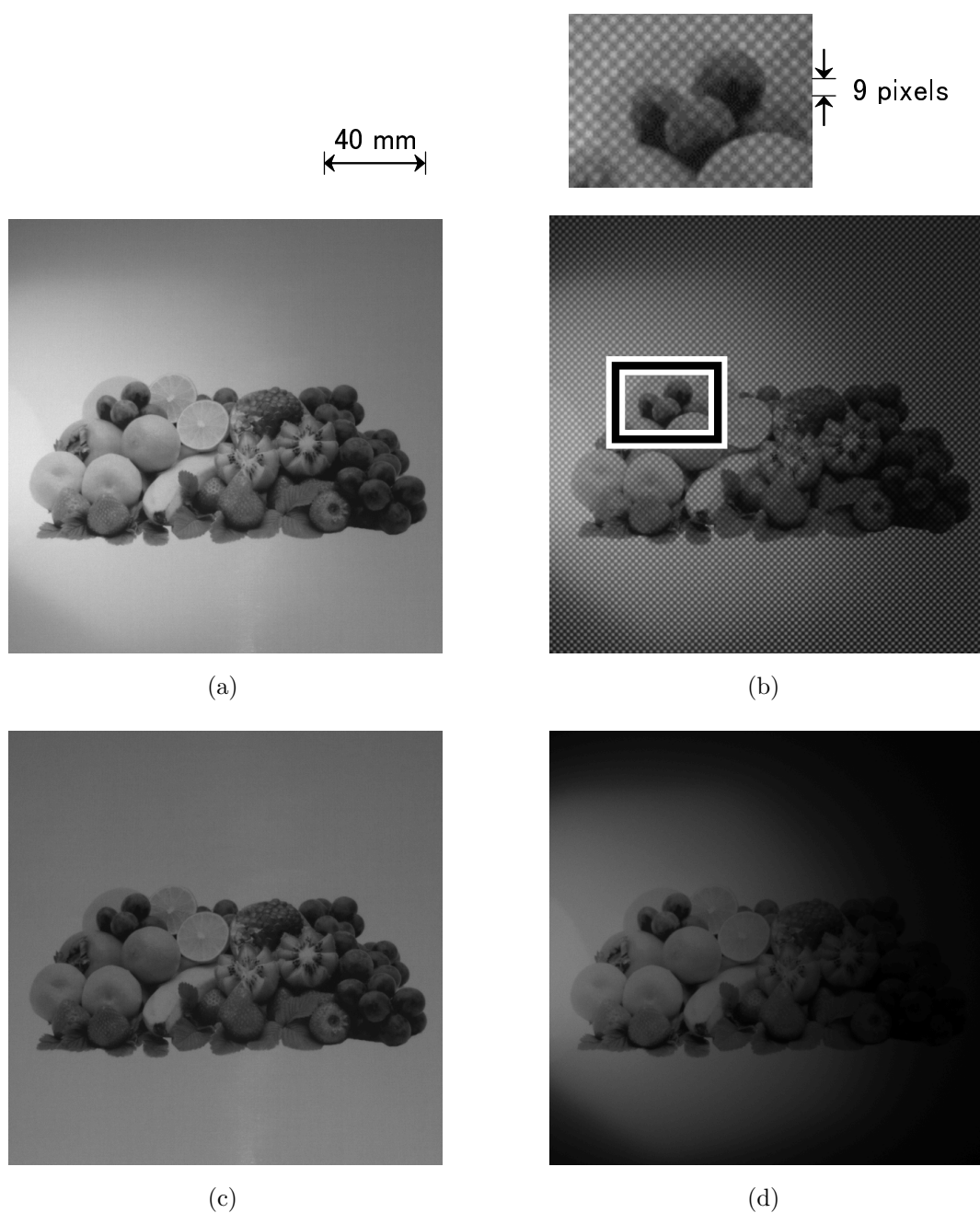


Fig. 2.6 Experimental data for separation of ambient light in Experiment 1(ii). Images of the captured target (grayscale chart) with ambient light generated by an incandescent bulb, and (a) uniform and (b) checker patterns projected by Projector 1. The upper subfigure (140×100 pixels) in (b) is a close-up of the rectangle in the figure. The reference (c) direct and (d) global components.

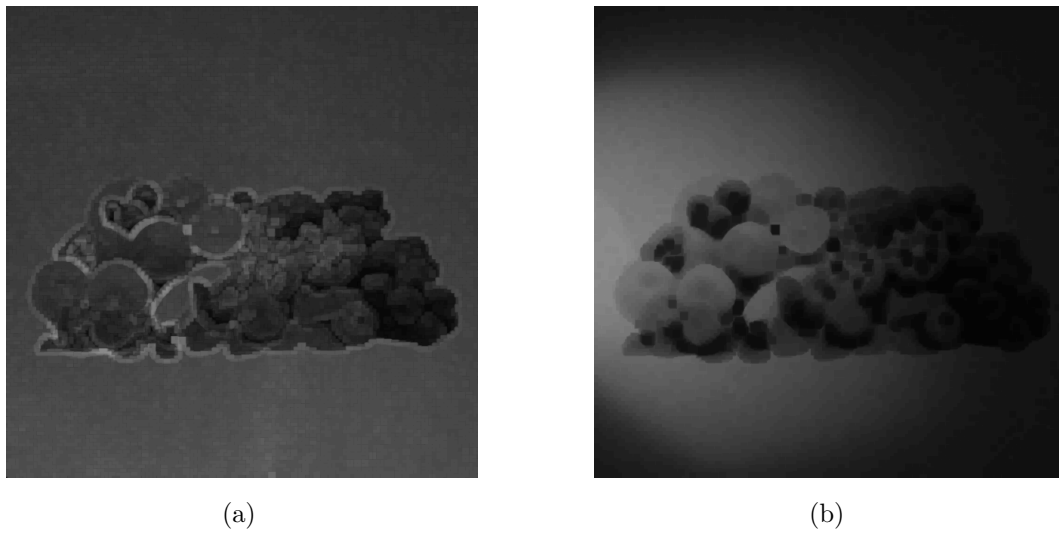


Fig. 2.7 Separation results using Nayar's single-shot method reported in Ref. 43 in Experiment 1(ii): (a) direct and (b) global components.

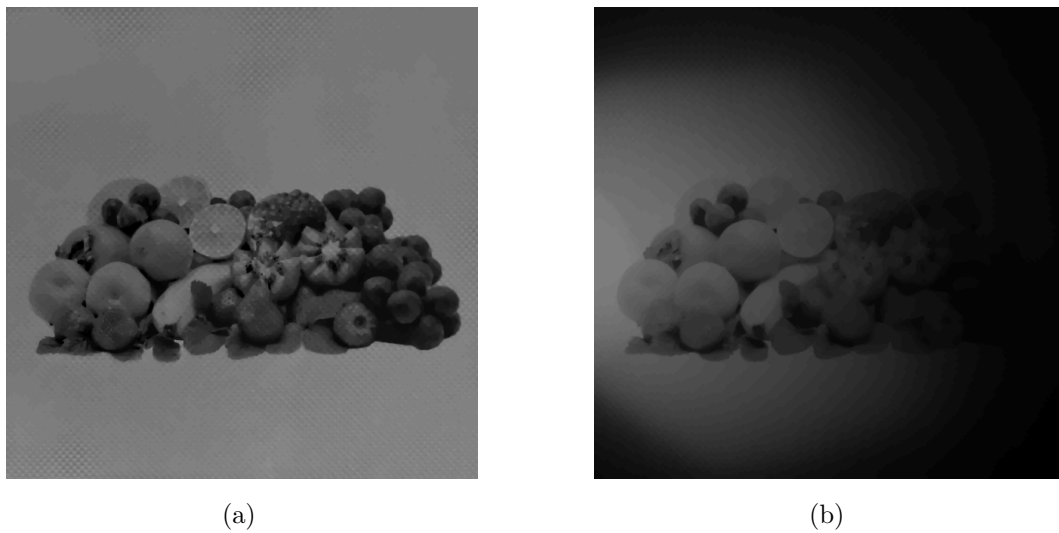


Fig. 2.8 Separation results with TwIST in Experiment 1(ii): (a) direct and (b) global components.

実験 1 (iii) : グレースケール強度の対象と外乱光 (失敗例)

実験 1 (iii) は二次元 TV による対象成分と大域成分の分離の失敗例である．対象として砂粒からなるテクスチャのグレースケールチャートを用いた．Fig. 2.9 は実験 1 (iii) の外

乱光分離の実験データである．外乱光と投影したチェッカーパターンは実験1(ii)のものと同じである．Fig. 2.10(a) と 2.10(b) の従来手法による分離結果と比較し，Fig. 2.11(a) と 2.11(b) の考案手法は高い解像度を有するが，対象がTV領域でスパースでなかったため不適切な正則化の選択によって引き起こされたアーティファイトが確認された．

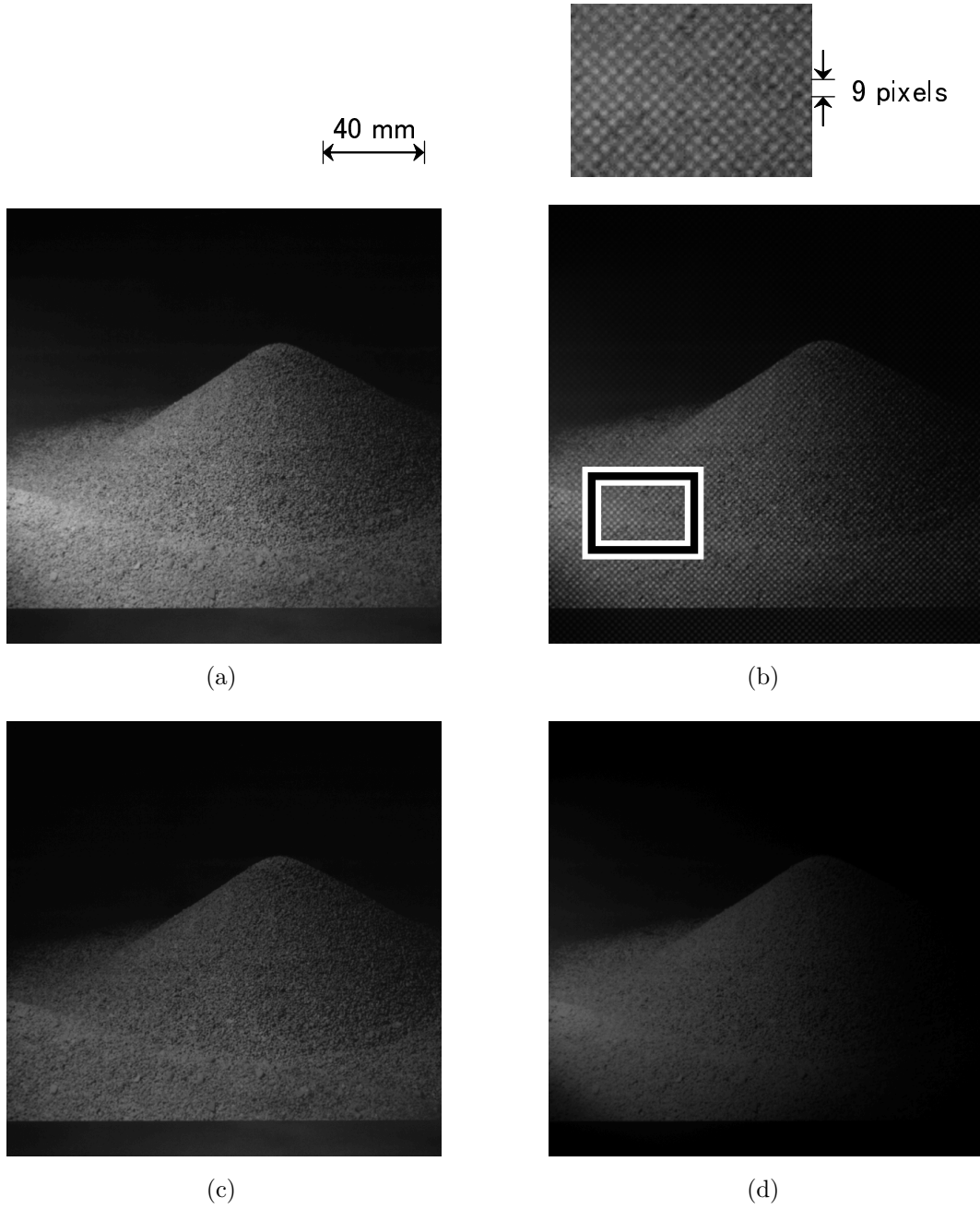


Fig. 2.9 Experimental data for separation of ambient light in Experiment 1(iii). Images of the captured target (grayscale chart with the texture of the fine grains) with ambient light generated by an incandescent bulb, and (a) uniform and (b) checker patterns projected by Projector 1. The upper subfigure (140×100 pixels) in (b) is a close-up of the rectangle in the figure. The reference (c) direct and (d) global components.

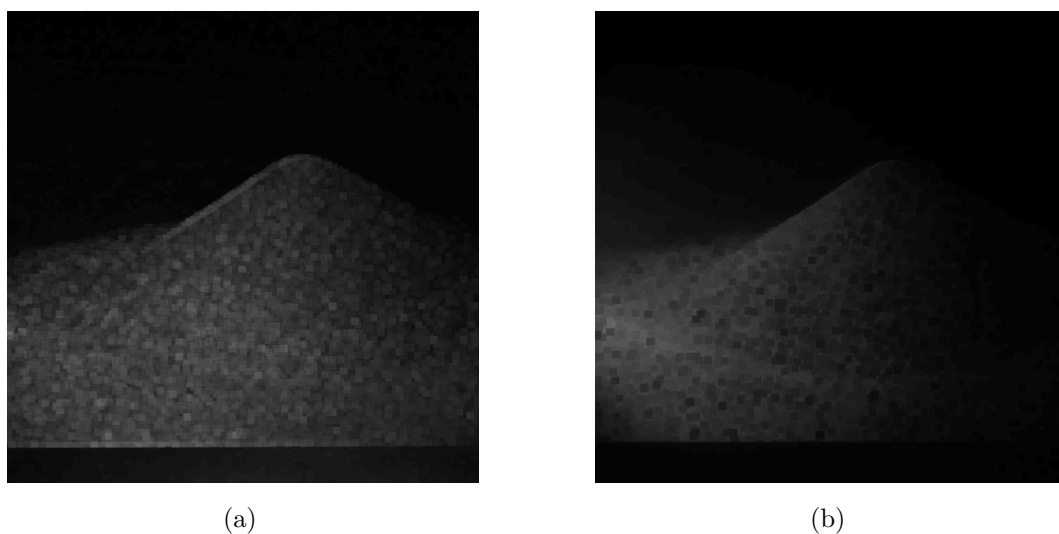


Fig. 2.10 Separation results using Nayar's single-shot method reported in Ref. 43 in Experiment 1(iii): (a) direct and (b) global components.

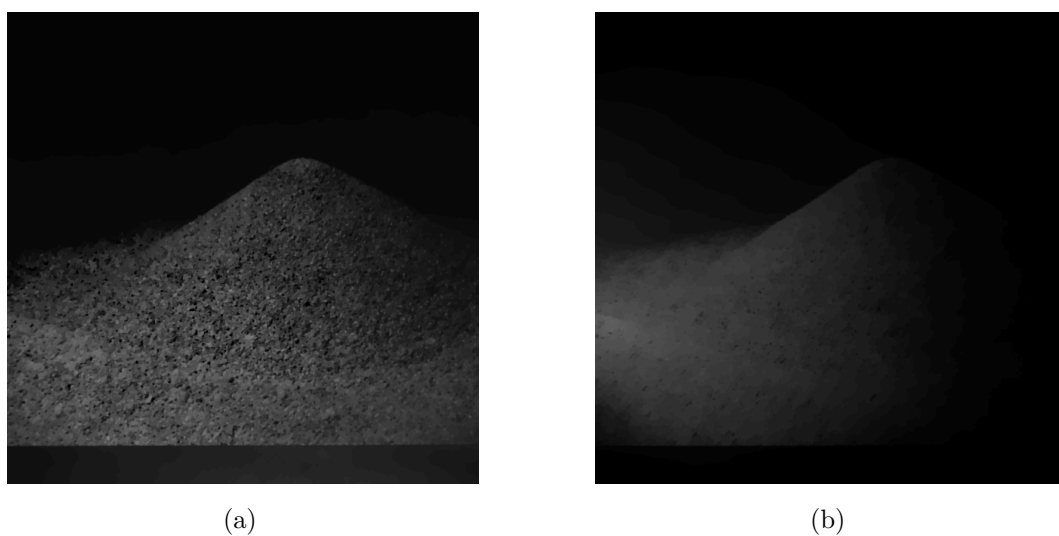


Fig. 2.11 Separation results with TwIST in Experiment 1(iii): (a) direct and (b) global components.

2.4.2 実験2: 散乱除去

実験2は全光線透過率85.2%のクリアシートを散乱媒体として用いて散乱成分除去の実験検証を試みた。大域成分はこの場合媒体によって拡散された光に該当する。ここでは散

乱プロセスは未知であるため散乱除去のためのデコンボリューションやコントラスト強調は適用できない。Fig. 2.2 に示すように媒体は実験 1 の構成の解像度チャートの前に設置した。均一パターンとチェッカーパターンをプロジェクタ 1 から投影したときの散乱媒体後方の解像度チャートの撮影画像をそれぞれ Fig. 2.12(a) と 2.12(b) に示す。Fig. 2.12(b) においてチェッカーパターンは微弱だがわずかに残存していた。投影した符号化パターンもまた散乱媒体無しで解像度チャートの代わりに白紙を用いて撮影した。カメラ画像上のチェッカーパターンの周期は 14 画素であり、これは散乱媒体を通してカメラで検出できるパターンの最小周期であった。チェッカードットの対角ピッチは $14/\sqrt{2} = 9.9$ 画素であり、チャート上の最小縞パターンの周期よりも小さかった。この散乱除去手法において投影パターンは撮影画像上で残存する必要があるが、また、散乱は等方的である必要があるが、散乱強度は空間的に不変である必要はない。

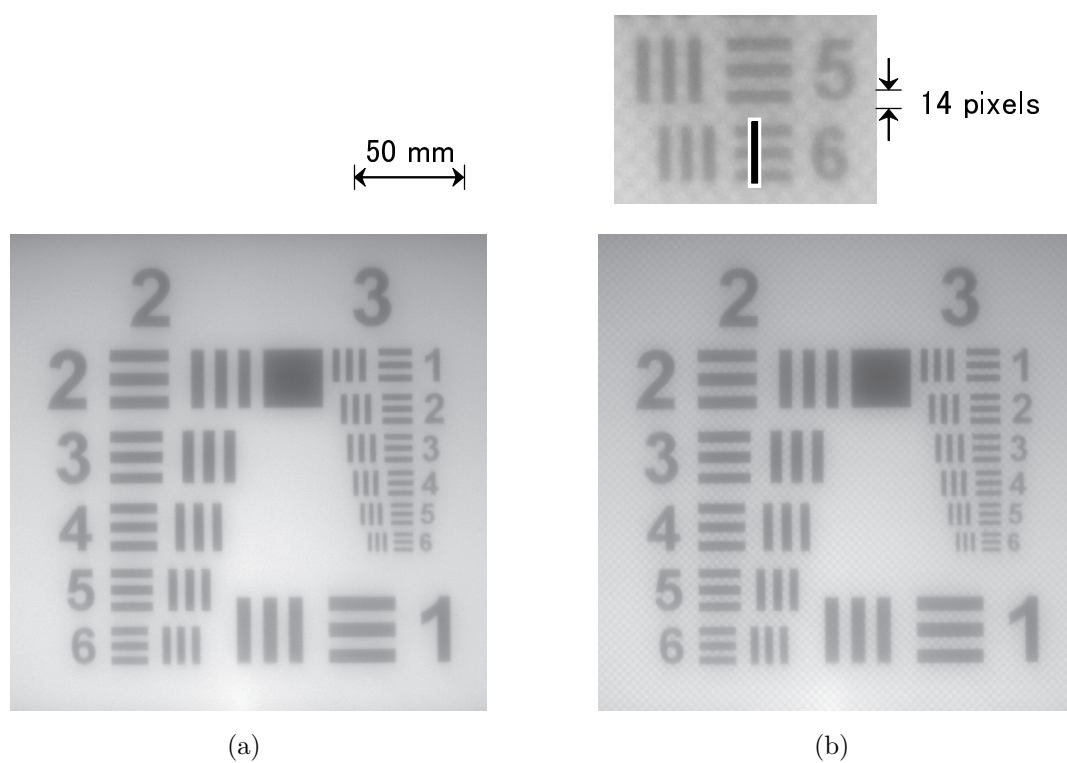


Fig. 2.12 Experimental data for descattering. The captured target images behind the scattering medium with (a) uniform and (b) checker patterns. The upper subfigure (140×100 pixels) in (b) is a close-up of the rectangle in Fig. 2.3(b).

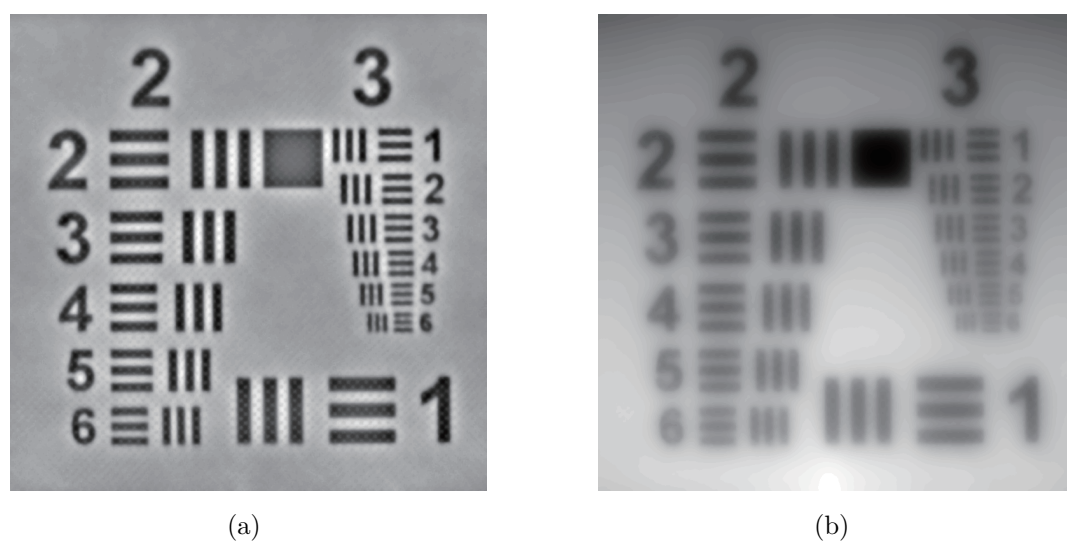


Fig. 2.13 Descattering results with TwIST: (a) direct and (b) global components.

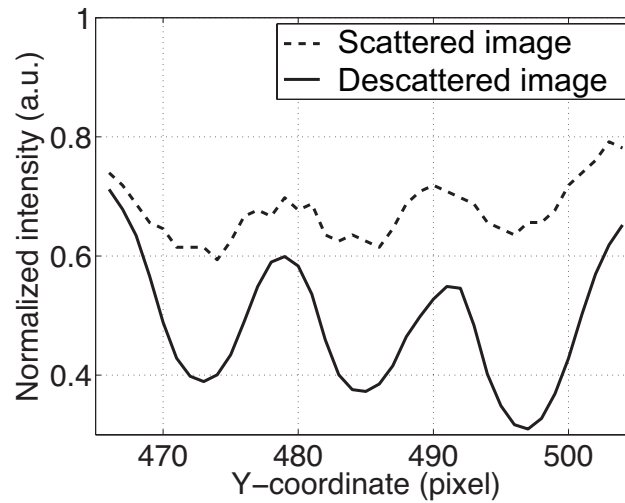


Fig. 2.14 Line profiles of the smallest stripe patterns in the scattered [Fig. 2.12(a)] and descattered [Fig. 2.13(a)] images. The line position is shown by the line in the close-up image of Fig. 2.12(b).

TwISTによって分離した対象成分と大域成分を Fig. 2.13(a) と 2.13(b) にそれぞれ示す。Fig. 2.13(a) の対象成分は Fig. 2.12(a) の散乱画像に比べ明瞭である。また、散乱画像で見られる漏れ光の背景も外乱光がこれに相当する実験1での実証と同様に抑制され対象成分が補正された。Fig. 2.13(b) の大域成分は散乱成分や漏れ光の背景成分から構成された。Fig. 2.12(a) の散乱画像と Fig. 2.13(a) の散乱除去画像の最小縞パターンの断面強度分布の比較を Fig. 3.9 に示す。考案手法はテキスチャのエッジを修正できていることがわかる。散乱画像と散乱除去画像のコントラストはそれぞれ 0.08 と 0.23 であった。考案手法は逆解析によりオリジナルの縞パターンを回復するとともに散乱画像のコントラストを 2.9 倍向上させた。

2.5 結言

本研究では、対象成分と大域成分の分離を議論した。これらの成分は表面下散乱の解析、3D モデルの照明解析、背景光の解析などに有効である。これらの分離には従来手法では複数回撮影あるいは単一撮影では空間解像度の低下が余儀なくされた。本研究では、単一撮影で空間解像の劣化無しに分離する手法を考案した。対象成分のみ変調する目的で単一符号化パターンを投影し、スパース制約の TwIST アルゴリズムを用いて単一撮影画像から二つの成分を分離した。考案手法による外乱光の分離と散乱除去を実験的に実証

した。

実験1では単一撮影による外乱光の分離を参考文献43の単一撮影による従来手法と比較し高い空間解像と少ないアーティファクトで実現できることを示した。実験の分離結果は対象成分と大域成分の正解画像と一致し、考案手法の原理の妥当性を実証した。実験1(iii)ではTV正則化を用いて外乱光の分離における失敗例を示し、TwISTアルゴリズムを用いて効果的に再構成するには正則化領域において対象がスパースとなるような適切な正則化の選択が重要であることを説明した。実験2では散乱プロセスの事前知識無しで単一撮影かつ高解像度の散乱除去を実証した。

これら実験ではTwISTを用いた分離をする上で投影パターンを予め撮影準備した。このプロセスは対象空間における投影チェッカーパターンの幾何学的計算推定により省略することができた。コンセプト実証には正則化としてTVを選択した。例えば、生物試料ではウェーブレット変換を使用するなど、本手法は適切な正則化の選択により生物試料を含むさまざまな対象に適用可能である。本手法は特に生体医療やセキュリティ分野で有効であると考えられる。次章では、本手法をランダムパターン投影に基づくステレオイメージングと組み合わせ、散乱環境での三次元イメージングに拡張する⁵¹⁾

第 3 章

三次元符号化投影を用いた散乱媒体中の三次元イメージング

3.1 緒言

散乱媒体中の物体の鮮明化はさまざまな分野で長い間研究されている。例えば、生体医学分野では、生体内の対象は三次元構造であり光伝搬を妨げる⁵³⁾。車載やセキュリティ分野における撮像システムでは、雨、霧、靄、煙霧等の環境によく遭遇する^{54, 55)}。

生物分野における散乱媒体中の三次元イメージング手法には、既に確立された手法として共焦点イメージング^{10, 11)}や光シートイメージング¹²⁾が考案されている。共焦点イメージングは点光源を試料に投影し、戻り光をピンホールスリットを用いて検出することで散乱成分を除去することが可能である。この手法の欠点は、Fig. 3.1(a)に示すように三次元物体を観察するには三次元的な測定点走査が要求されることである。光シートイメージングは、測定試料側方からシート状の光を照射し対象の断面画像を取得する。共焦点イメージングに対し二次元平面情報を一度に取得できる利点があるため、生体試料に対する光損傷を低減できる。しかしながら、三次元物体の観察にはFig. 3.1(b)に示すように依然、奥行き方向の一次元走査が必要とされる。

他分野においても偏光情報を利用した方法、インテグラルイメージング手法、縞パターン投影法など散乱媒体を通した三次元イメージング手法が各種提案されている^{2-6, 8, 9)}。これらのアプローチは物体表面の偏光状態、あるいは、散乱媒体の均一性に仮定があり、測定対象または散乱媒体の構成に制約を設けた上で成立する。したがって、これらの手法を用いたアプリケーションは上記の共焦点イメージング手法や光シートイメージング手法と比較し適用範囲が制限される。

本研究では、共焦点イメージングや光シートイメージングにおける走査効率を三次元構造化照明を用いることで向上させる手法を考案した。Fig. 3.1(a)の共焦点イメージングの点走査やFig. 3.1(b)の光シートイメージングの面走査に対し、本手法の構造化照明はFig. 3.1(c)に示すように三次元並列ボクセル走査と見なすことができる。共焦点イメージ

ングや光シートイメージング同様、広範囲のアプリケーションへの適用が可能である．三次元散乱除去イメージングは圧縮センシング³²⁾を用いたスパース拘束ベースの再構成により実現した．

3.2 理論

3.2.1 システムモデル

散乱媒体を通したイメージングにおいて、Fig. 3.2に示すように撮影画像は対象成分と散乱成分により構成される．前者は光源から対象に直接到達し、対象からカメラに直接戻る光成分である．後者は散乱媒体によって生成されるものであり、光源から対象まで、あるいは対象からカメラに戻る経路において他点を経由する成分である．Nayarらはこれら二成分の分離に複数回撮影による散乱除去手法を提案している⁴³⁾．また、前章では、圧縮センシングを用いた一回のみの撮影での散乱除去手法を実証した⁵⁶⁾．本研究では、散乱媒体中の三次元イメージングを実現するためにこれら手法を拡張した．

散乱除去に加え三次元イメージングを実現するために、考案手法は対象成分を三次元的に変調する三次元構造化照明により構成した．このシステムモデルは、下記のように示すことができる．

$$\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f}, \quad (3.1)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{g}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{g}_{N_m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{1,1} & \cdots & \mathbf{P}_{N_z,1} & \mathbf{I} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{P}_{1,N_m} & \cdots & \mathbf{P}_{N_z,N_m} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{f}_1^{\text{dir}} \\ \vdots \\ \mathbf{f}_{N_z}^{\text{dir}} \\ \mathbf{f}^{\text{glo}} \end{bmatrix}. \quad (3.2)$$

ここで、 $\mathbf{g} \in \mathbb{R}^{(N_x \times N_y \times N_m) \times 1}$ は撮影データのベクトル、 $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{(N_x \times N_y \times N_m) \times (N_x \times N_y \times (N_z + 1))}$ はシステム行列、 $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^{(N_x \times N_y \times (N_z + 1)) \times 1}$ は三次元的にボクセル化された対象成分と散乱成分のベクトル、 $\mathbf{g}_M \in \mathbb{R}^{(N_x \times N_y) \times 1}$ は M 番目の測定における撮影データのベクトル、 $\mathbf{P}_{Z,M} \in \mathbb{R}^{(N_x \times N_y) \times (N_x \times N_y)}$ は M 番目の測定における Z 番目の距離での符号化パターンの対角行列、 $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{(N_x \times N_y) \times (N_x \times N_y)}$ は単位行列、 $\mathbf{f}_Z^{\text{dir}} \in \mathbb{R}^{(N_x \times N_y) \times 1}$ は Z 番目の距離での対象成分のベクトル、 $\mathbf{f}^{\text{glo}} \in \mathbb{R}^{(N_x \times N_y) \times 1}$ は大域成分のベクトルである．本研究では、大域成分として散乱成分を扱う．ここで、 N_x , N_y , N_z はそれぞれ x , y , z 次元の要素数、 N_m は測定回数である．

式 (3.2) は対象・大域成分 $\mathbf{f}$ は撮影データ $\mathbf{g}$ として取得されることを意味する．このと

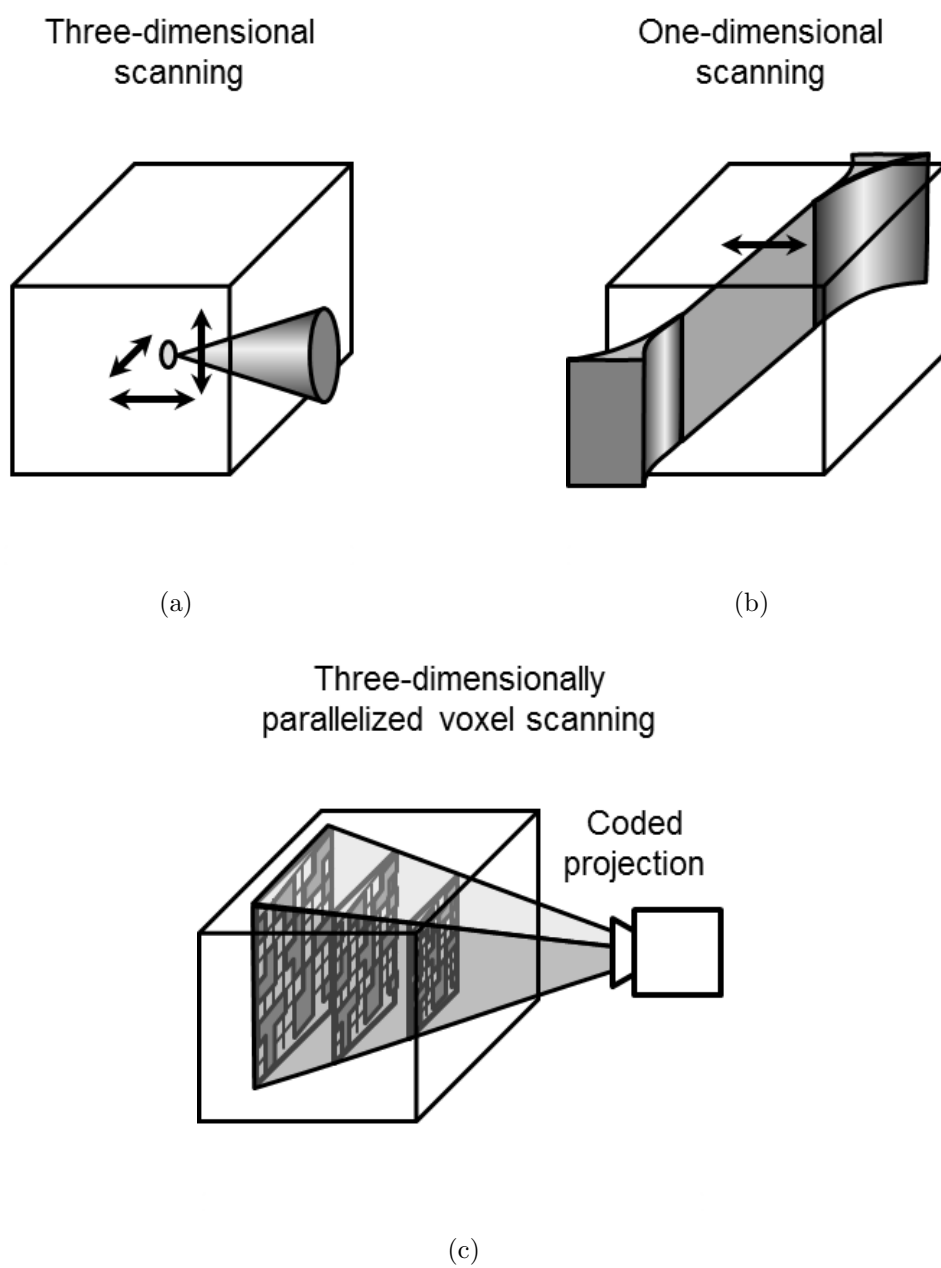


Fig. 3.1 Comparison of the three-dimensional imaging approaches. (a) Confocal imaging, (b) light sheet imaging, (c) our proposed method with three-dimensionally structured illumination.

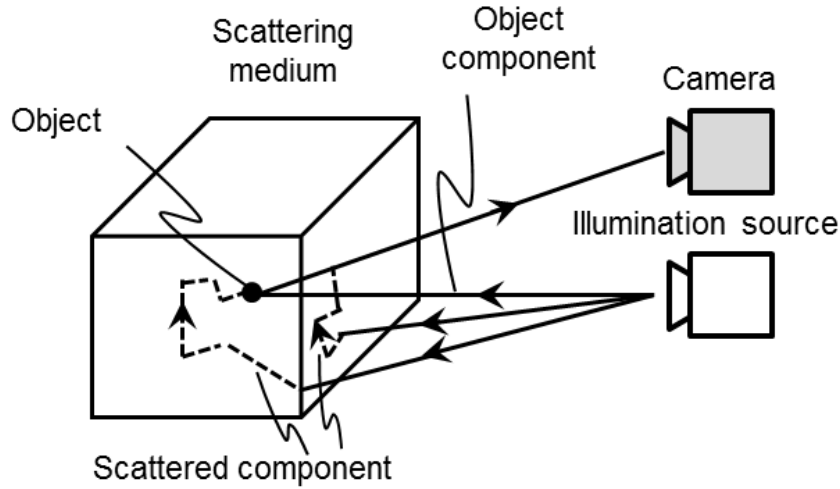


Fig. 3.2 Object and scattered components.

き，対象成分 f^{dir} のみ三次元構造化パターン P によって変調され，一方，大域成分 f^{glo} は変調されない．三次元構造化パターン P は測定ごとに異なったものを使用する．本研究では，カメラとプロジェクタ間の視差に基づく三角測量の原理による測距を実現するため斜入射照明を導入した⁵¹⁾．本光学系により距離平面ごとに異なる符号化パターンを生成することができる．三次元対象成分 f^{dir} は式 (3.2) の逆問題を解くことにより再構成される．

3.2.2 再構成アルゴリズム

ボクセル化された三次元対象成分 f^{dir} は撮影データ g から数値計算により再構成可能である．本研究では1.3.2項で説明した二つのアルゴリズムを比較する．一つ目のアルゴリズムは最小二乗法 (Least Squares Method: LSM) であり，二つ目のアルゴリズムは圧縮センシングに基づく手法であり，前章でも用いた Two-step iterative shrinkage/thresholding (TwIST)³⁴⁾ である．正則化関数としてトータルバリエーション (TV) を使用した．

3.2.3 符号化投影

本手法において使用する符号化投影のパターン分布は再構成精度に影響する．従来，チェッカーパターンが散乱除去に使用されたり^{43, 56)}，縞パターンが均一散乱媒体での三次元形状測定に利用されてきた^{9, 57)}．これらパターンは周期的であり距離算出において

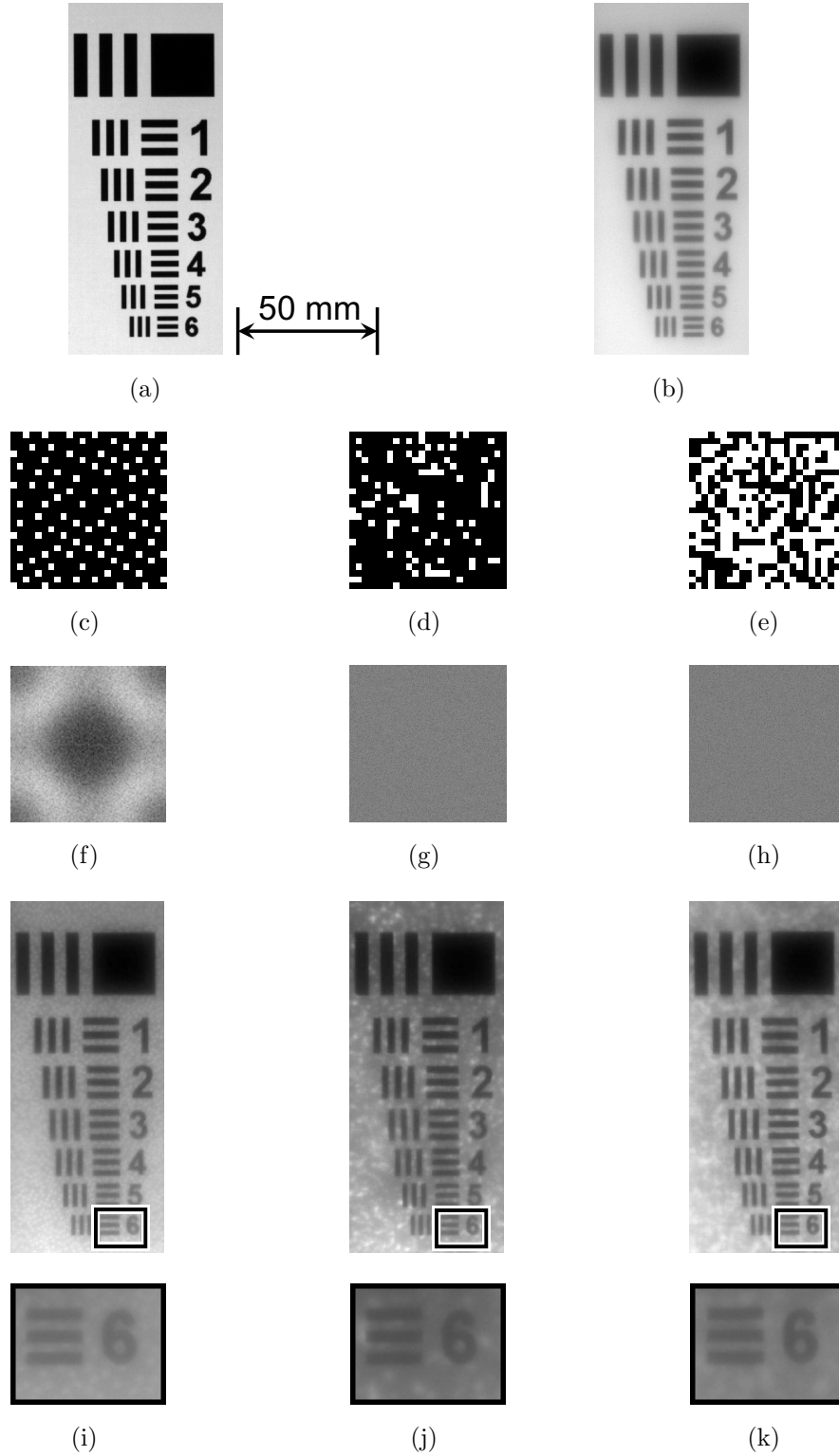


Fig. 3.3 Experimental data for descattering. The captured target images using a uniform projection pattern (a) without and (b) with the scattering medium. The coded projections with (c) a Poisson disk pattern, (d) a sparse random pattern, and (e) a random pattern. Fourier transforms of (f) the Poisson disk, (g) the sparse random pattern, and (h) the random pattern. Captured target images with the scattering medium by projecting (i) the Poisson disk, (j) the sparse random, and (k) the random pattern, where the bottom figures are close-ups of the rectangles in each figure.

推定誤差をもたらす可能性があるため本手法には適さない．この推定誤差は位相連結問題として知られている．この理由により距離推定には非周期であることが望ましく，距離に応じて変化するランダムパターンが適切であると言える．

本手法では，式 (3.2) に示すように散乱成分は符号化パターン分布に無依存であると仮定する．この仮定を満足するには，散乱成分は主に低周波領域が残存しやすいため，符号化パターンの低周波成分が低強度である必要がある．上記二つの条件を満足する符号化パターン分布としてポワソンディスクパターン⁵⁸⁾の適用を考案した．ポワソンディスクパターンでは各点がランダムに配置されるがどの二点を取っても任意の最小距離よりも接近することはない．このパターンは非周期であるとともに低周波成分が低強度となる．

Fig. 3.3 に示すように，散乱除去のための各種ランダムパターンを準備し，二つ目の条件の妥当性について検証した．対象物体は Fig. 3.3(a) に示されるテストチャートである．Fig. 3.3(a) はプロジェクタ（EPSON 製 EH-TW400 3-chip LCD）により均一パターンを照射し，散乱媒体無しでカメラ（PixeLINK 製 PL-B953 モノクロ CCD）で撮影した．カメラ解像度は 550×240 画素であった．Fig. 3.3(b) は，全光線透過率 85.2 % のクリアシートを散乱媒体として対象の前に配置し，均一パターンを投影して撮影した画像である．

実験では，Fig. 3.3(c) のポワソンディスクパターン（白ピクセル率：14 %），Fig. 3.3(d) の低密度ランダムパターン（白ピクセル率：14 %），Fig. 3.3(e) のランダムパターン（白ピクセル率：50 %）の三つの符号化パターンを比較した．Fig. 3.3(f)，3.3(g)，3.3(h) はそれぞれ Fig. 3.3(c)，3.3(d)，3.3(e) のフーリエ変換である．Fig. 3.3(g) と 3.3(h) のランダムパターンの周波数スペクトルはおおよそ均一である．一方，Fig. 3.3(f) に示すように，ポワソンディスクパターンの低周波成分は低強度であり，二つ目の条件を満足していることがわかる．Fig. 3.3(i)–3.3(k) は上記 3 種類の符号化パターンを用いて散乱媒体を通して対象を撮影した画像であり， 60×80 画素の拡大図とともに示す．対象はプロジェクタの被写界深度内に配置されている．撮影画像上の各符号化パターンの最小ドットサイズは 4 画素であり，Fig. 3.3(i) のポワソンディスクパターンの最小ドット間隔は 8.9 画素であった．3 種類の符号化パターンの各測定撮影回数は 6 回とした．

Fig. 3.4 は 3.2.2 項で説明した TwIST アルゴリズムを用いて，Fig. 3.3(i)–3.3(k) から散乱除去した結果である．Fig. 3.4(a) のポワソンディスクパターンの再構成結果は，Fig. 3.4(b) や 3.4(c) に示す他の符号化投影の結果と比較しアーティファクトを低減できていることがわかる．

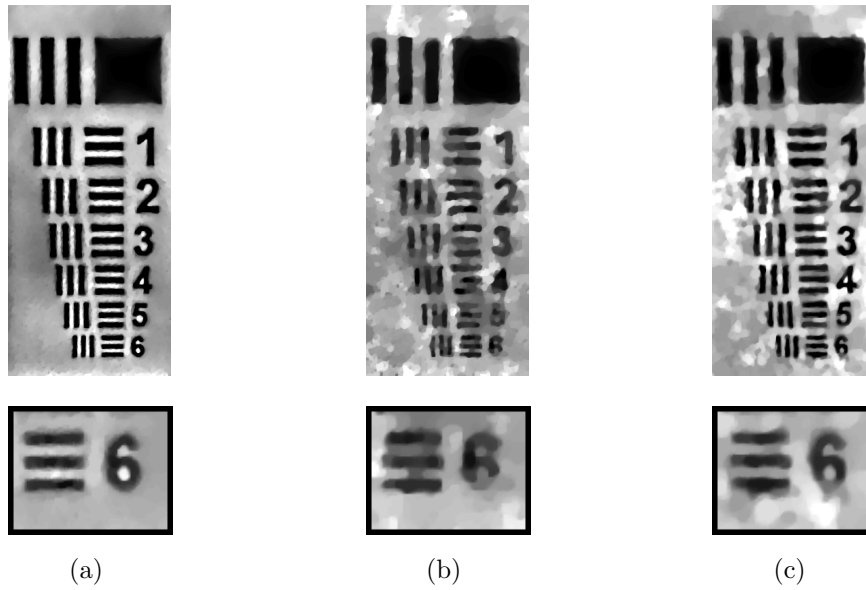


Fig. 3.4 Descattering results from the captured images with (a) the Poisson disk pattern in Fig. 3.3(i), (b) the sparse random pattern in Fig. 3.3(j), and (c) the random pattern in Fig. 3.3(k), where bottom figures are close-ups of the rectangles in Fig. 3.3.

3.3 実験実証

Fig. 3.5 は考案手法による散乱媒体中の三次元イメージングの実証のための実験環境の概略図である。3.2.3 項と同じカメラとプロジェクタを実験に使用した。散乱媒体は全光線透過率 69.8 % のクリアシートで構成し対象の前に設置した。対象は四つの解像度チャートからなり、Fig. 3.6 のようにそれぞれカメラから 90 cm, 83.5 cm, 77 cm, 73 cm に配置した。3.2.3 項の結果から符号化パターンとしてポワソンディスクパターンを選択し、プロジェクタを用いて散乱媒体を通して対象に照射した。符号化パターンは、距離 z ごとに解像度チャートの代わりに白紙を設置し事前に撮影取得した。撮影取得された各距離での符号化パターンは式 (3.2) における P として再構成プロセスで利用した。この事前取得の手順は、物体空間の幾何学的計算により各距離における符号化パターン投影を推定することで省略することが可能である。

均一パターンを投影して取得した散乱媒体無し・有りの対象画像をそれぞれ Fig. 3.7(a), 3.7(b) に示す。各画像の解像度は 651×930 画素であった。符号化パターンを投影して取得した撮影画像の 1 つを Fig. 3.7(c) に示す。Fig. 3.7(c) のドットサイズとポワソンディスクパターンの最小ドット間隔はそれぞれ 7 画素と 15.7 画素であった。

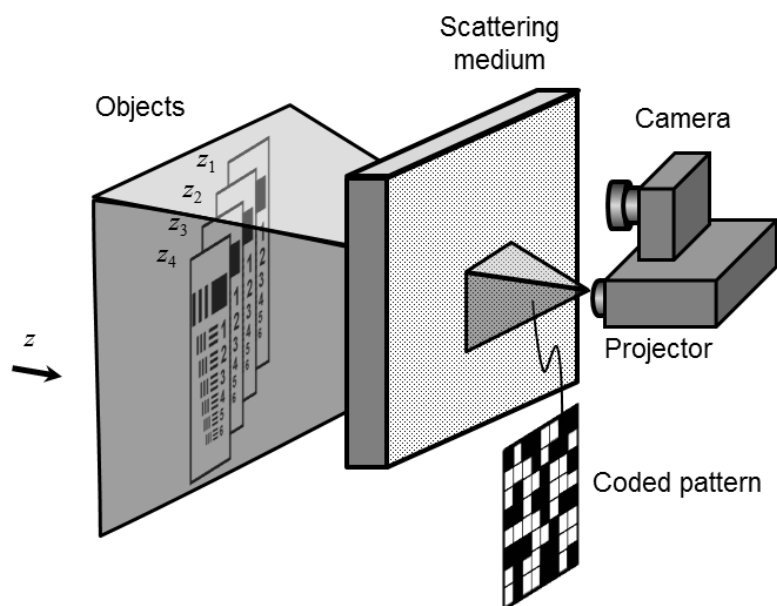


Fig. 3.5 Experimental setup for three-dimensional imaging in a scattering medium.

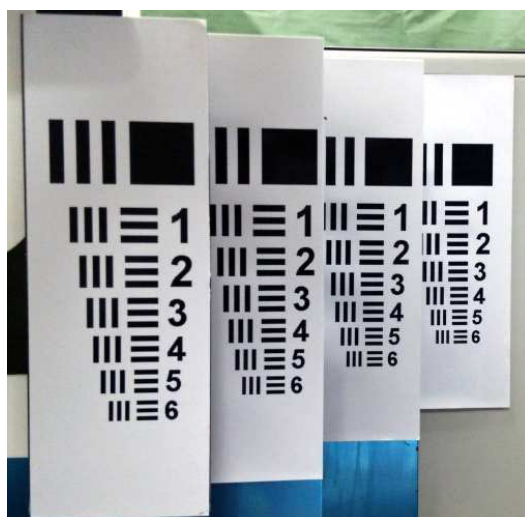


Fig. 3.6 Target objects.

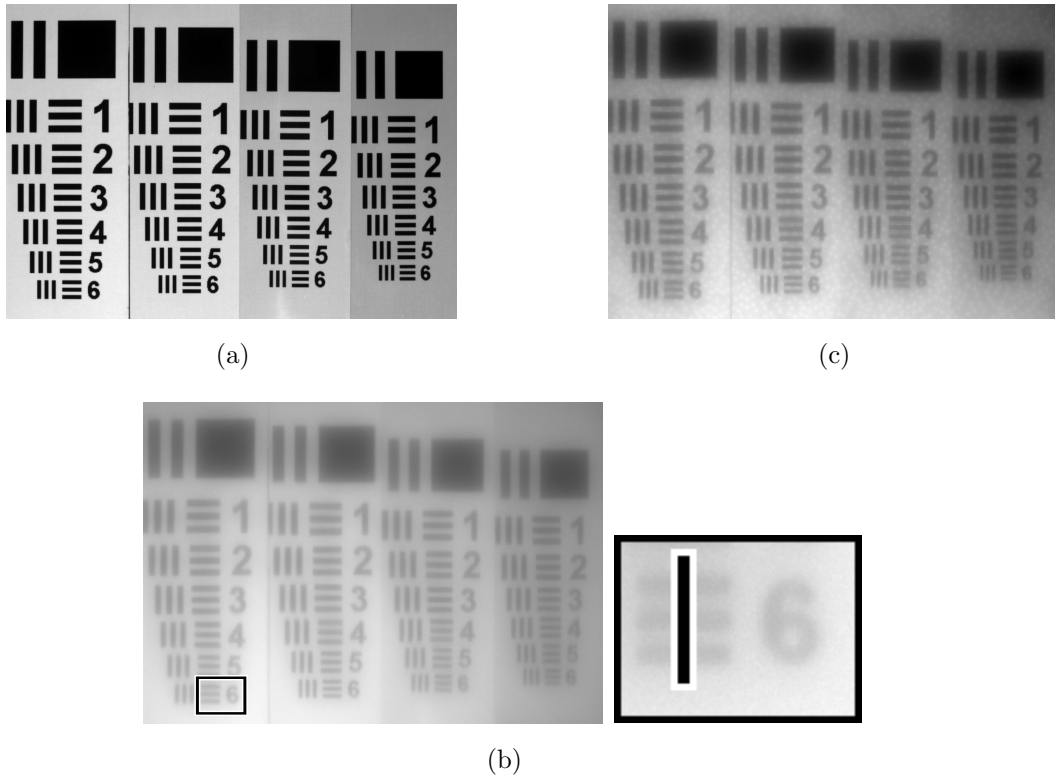


Fig. 3.7 Experimental data for three-dimensional imaging in the scattering medium. The captured target images obtained with a uniform projection pattern (a) without and (b) with the scattering medium, where the right subfigure is a close-up of the rectangle in the figure, and its pixel count is 72×96 . (c) One of the captured target images with the scattering medium using the Poisson disk pattern projection.

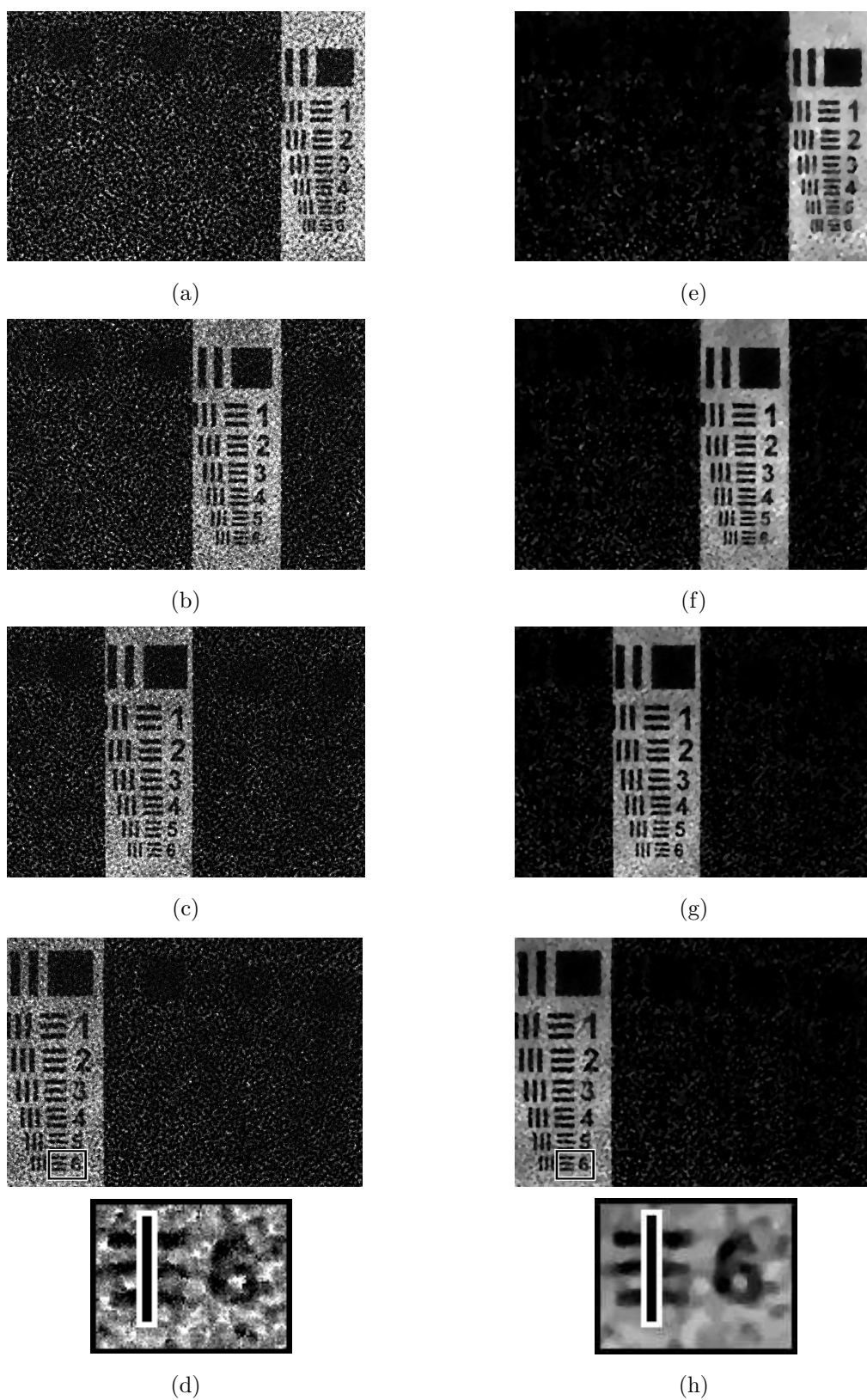


Fig. 3.8 Experimental results for three-dimensional imaging in the scattering medium with 24 coded pattern projections. (a)–(d) z_1 to z_4 planes in the LSM-based reconstruction, and (e)–(h) z_1 to z_4 planes in the TwIST-based reconstruction. The subfigures at the bottom in Figs. (d) and (h) are close-ups of the rectangles in each of the upper figures. The pixel count of the close-ups is 72×96 .

LSMを用いた再構成結果を Fig. 3.8(a)–3.8(d) に, TwISTを用いた再構成結果を Fig. 3.8(e)–3.8(h) に示す. 再構成には 24 枚の異なるポワソンディスクパターンを投影取得した撮影画像を使用した. これらの結果から両手法とも三次元物体の再構成が実現できていることがわかる. しかし, TwIST を用いた再構成のほうが TV 正則化の効果により LSM の場合に比べ, アーティファクトが少なかった. Fig. 3.8(d), 3.8(h) の最小縞パターン (物体面上で 3 mm 間隔) の断面強度分布を Fig. 3.7(b) の散乱画像のものと合わせてそれぞれ Fig. 3.9(a), 3.9(b) に示す. 画素値は画像上の最大値で正規化した. 本結果からも TwIST を用いた再構成のほうが LSM の結果と比較し高い復元性を有することがわかる. 縞パターンの modulation transfer function (MTF) は最大強度値 $p_{\max}$ と最小強度値 $p_{\min}$ を用いてコントラスト cnt として下記のように定義される.

$$cnt = \frac{p_{\max} - p_{\min}}{p_{\max} + p_{\min}}. \quad (3.3)$$

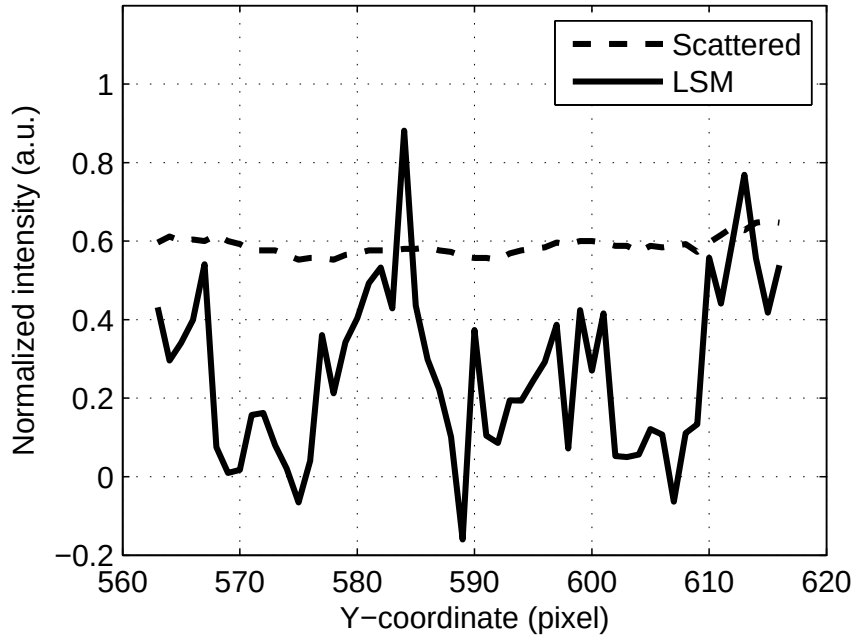
Fig. 3.7(a) の散乱媒体無しでの対象画像上の最小縞パターンのコントラスト, Fig. 3.7(b) の散乱媒体有りでの同コントラスト, Fig. 3.8(h) の TwIST を用いた再構成画像の同コントラストはそれぞれ 0.82, 0.03, 0.55 であった. LSM を用いた再構成画像のコントラストはノイズが多いため計算不可能であった. この結果から TwIST を用いた考案手法はコントラストが元画像の半分以上と効果的に回復できることがわかる.

考案手法のイメージセンサ上の空間分解能 σ_{xy} は, 散乱媒体を通した point spread function (PSF) のサイズと同じである. 考案手法は散乱成分を除去しコントラストを高めるが空間分解能を向上させるわけではない. 考案手法の軸方向分解能 σ_z は, 三角測量の原理に基づき空間分解能 σ_{xy} を用いて下記式から導出される⁵⁹⁾.

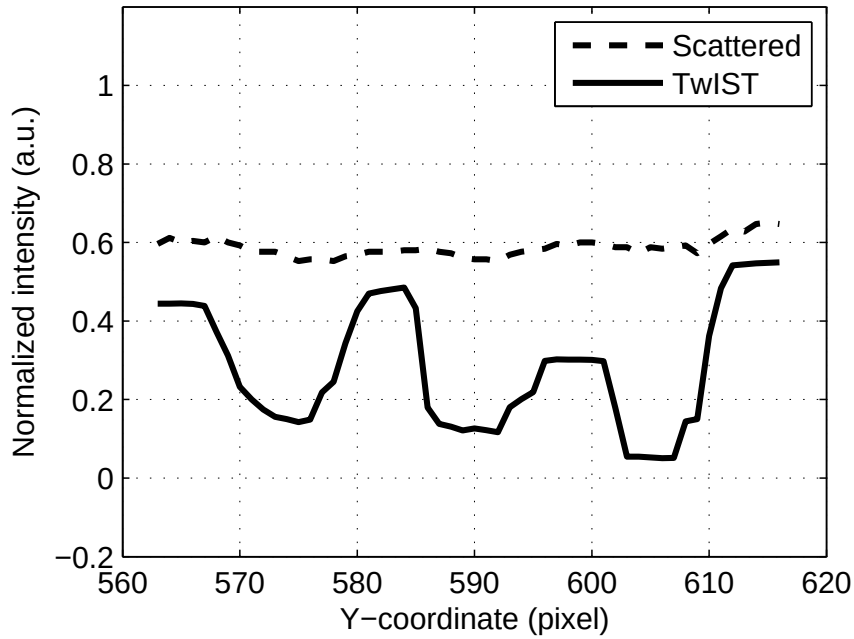
$$\sigma_z \approx \frac{z^2 \sigma_{xy}}{hq}. \quad (3.4)$$

ここで, h はカメラとプロジェクタ間の基線長, q はレンズとイメージセンサ間距離である. Fig. 3.9(b) の最小縞パターン間隔が 15 画素, CCD 上の画素間隔が $4.65 \mu\text{m}$ であるため本実験の TwIST を用いた再構成の空間分解能 σ_{xy} は $70 \mu\text{m}$ である. したがって, $z = 73 \text{ cm}$, $h = 20 \text{ cm}$, $q = 1.6 \text{ cm}$ を用いて, 軸方向分解能 σ_z は式 (3.4) より 11.6 mm と推定される. すなわち, 散乱媒体は空間分解能 σ_{xy} だけでなく, 式 (3.4) に示されるように軸方向分解能 σ_z も低減する.

TwIST を用いた再構成結果の距離マップを Fig. 3.10 に示す. 図に示した距離情報は, 画素ごとに Fig. 3.8(e)–3.8(h) の全平面中の最大強度を持つ距離平面を抽出することで算出した. 距離マップに示されるように, 対象上の輝度値の低い画素 (黒画素) はプロジェ



(a)



(b)

Fig. 3.9 Line profiles of the smallest stripe patterns in the reconstructions with (a) LSM in Fig. 3.8(d) and (b) TwIST in Fig. 3.8(h). The line profile of the scattered image in Fig. 3.7(b) is also shown as a base-line in both results.

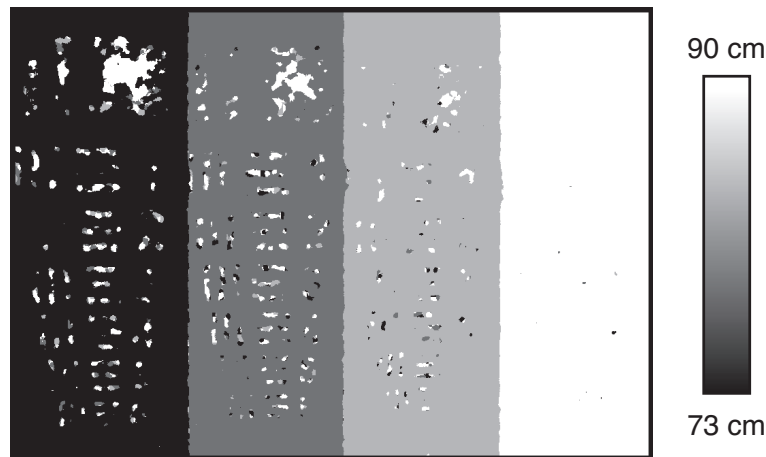


Fig. 3.10 Depth map of the TwIST-based reconstruction.

クタからの符号化パターンを反射しないため部分的に誤検出が生じているものの、考案手法は距離情報を効果的に算出できていることがわかる。復元された距離情報の mean square error (MSE) は物体面上の距離 73 cm, 77 cm, 83.5 cm, 90 cm おいてそれぞれ 15 cm, 7.3 cm, 1.5 cm, 0.1 cm であった。考案手法の距離平面は本実験のように離散的な面に限定されるわけではなく、予め連続的な距離で符号化パターン P を準備しておくことで連続物体への応用も可能である。

Fig. 3.7(a) の無散乱画像に対する再構成画像の MSE の撮影回数依存性を Fig. 3.11 に示す。距離平面数は 1 から 4 面である。MSE の計算のため画像の各画素値は平均画素値で正規化した。グラフから TwIST は LSM に比べ再構成誤差を低減できることがわかる。特に、少ない撮影回数時に顕著であり、例えば、12 回撮影での TwIST の MSE は LSM の場合と比較し $1/26$ であった。さらに、TwIST は距離平面数依存性が小さいため、本手法はさらに多くの平面数の対象あるいは連続的な三次元物体への拡張が期待できる。

3.4 結言

本研究では散乱媒体中の三次元イメージング手法を考案し、実験的に実証した。本手法では、三次元対象成分を変調するために三次元的に符号化されたパターンを斜入射照明で投影した。散乱成分を変調させないようにするため符号化パターンとしてポワソンディスクパターンを選択し、アーティファクトの発生を低減した。散乱成分は計算機を用いた再構成プロセスで除去した。再構成手法として LSM と TwIST を比較した。実験実証では、

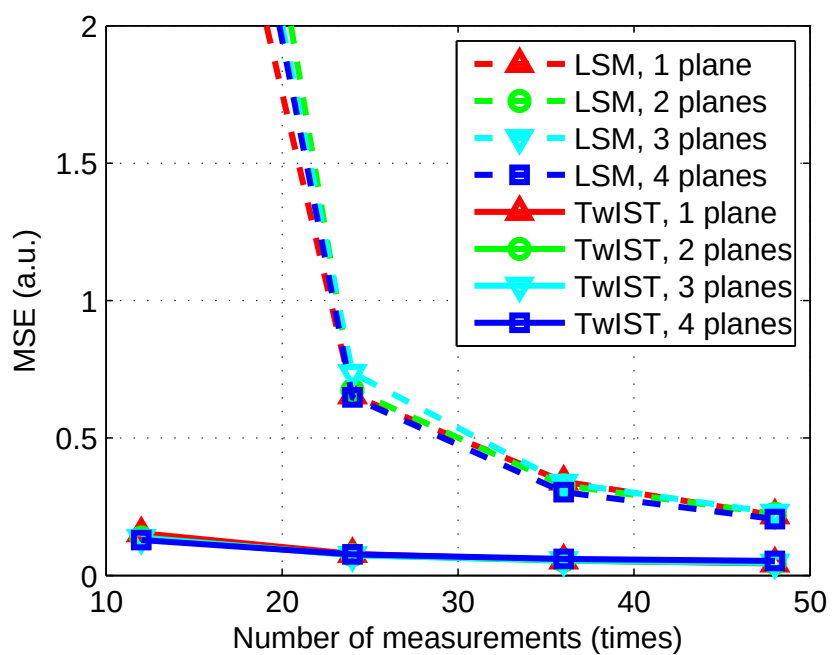


Fig. 3.11 MSEs between the reconstructed images with a different number of measurements (projections) and the non-scattered image in Fig. 3.7(a).

解像度チャート4面を異なる距離で配置し再構成に成功した．TwISTを用いた再構成はLSMを用いた場合と比較し高い復元性を示した．

本手法は共焦点イメージングまたは光シートイメージングの三次元並列走査と見なすことができる．生体医療，車載，セキュリティなど各種イメージング応用が期待される．

第 4 章

機械学習を用いた散乱媒体中の物体認識

4.1 緒言

散乱媒体を通したイメージングは、生体医療やセキュリティ等の光学分野において近年注目が高まっている⁶⁰⁾。これらの研究は、おおまかに三つの手法に分類される。一つ目は、ボケ除去処理によって散乱成分を低減・除去する手法である^{4-9, 43, 56, 61)}。この手法は他の二つの手法と比較し弱散乱を想定している。二つ目の手法は、散乱媒体の伝送行列の逆変換を用いる^{62, 63)}。三つ目は、スペックルパターンがシフト不変となるメモリ効果と呼ばれる現象を用い、スペックルパターンの自己相関から画像を復元する手法である^{64, 65)}。

散乱媒体を通した物体認識も、生体医療やセキュリティに関するさまざまなアプリケーションで重要な課題であり、主に一つ目の手法に基づいた実証がされている^{66, 67)}。これらの研究では、弱い散乱画像からボケ除去や散乱除去が施されたのち、Fig. 4.1(a) に示すように分類器にかけられる。関連する研究には、果実の成熟度の非侵襲分析やスペックルパターンを用いた医療実験がある¹³⁻¹⁶⁾。これらの研究では、Fig. 4.1(a) の分類器として、物体からの空間的、あるいは時間的なスペックルパターンの自己相関係数やフーリエ係数などの特徴量抽出器が用いられる。この手法では対象に応じた適切な特徴量抽出器の選択が重要であるが、これは困難な問題である。

本研究では、散乱媒体を通した物体認識はスペックル画像のデータ集合の機械学習で実現できることを見出し、その有効性を実証した。Fig. 4.1(b) に示すように、本手法はスペックルを直接学習するものであり、散乱除去や特徴量抽出器は不要である。したがって、散乱除去の計算コストを削減でき、従来手法で使用されていた特徴量抽出器の選定の必要性もない。さらに、参考文献 62-65 で想定されているような高散乱媒体にも適用可能である。

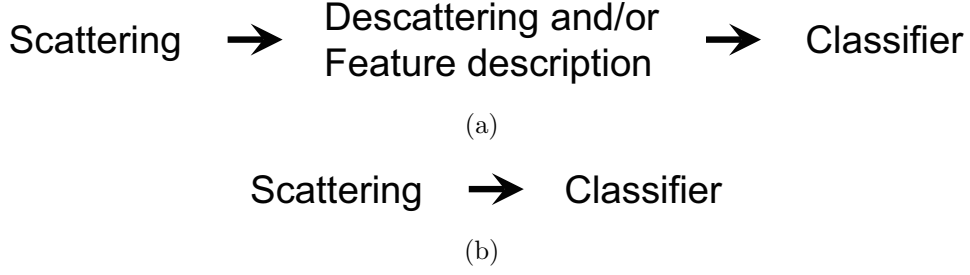


Fig. 4.1 Schematic diagrams of (a) conventional and (b) proposed methods for object recognition through scattering media.

4.2 スペックル情報を用いた物体認識のシステムモデル

本手法では、二つの散乱媒体の間に設置された空間光変調器 (SLM) 上に表示された対象 $f_i \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$ がコヒーレントレーザ光によって照射される。ここで、 N_x , N_y はそれぞれ x , y 次元の要素数、 i は対象のインデックス番号である。入力複素場 $\mathbf{u}_{\text{in}} \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$ から出力複素場 $\mathbf{u}_{\text{out}} \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$ までの光波のフレネル伝搬プロセスは、伝搬演算子 $\mathcal{P}(\bullet)$ を用いて、

$$\mathbf{u}_{\text{out}} = \mathcal{P}(\mathbf{u}_{\text{in}}) = \frac{\exp(jkz)}{j\lambda z} \iint \mathbf{u}_{\text{in}}(x_{\text{in}}, y_{\text{in}}) \exp \left[\frac{jk}{2z} [(x_{\text{out}} - x_{\text{in}})^2 + (y_{\text{out}} - y_{\text{in}})^2] \right] dx_{\text{in}} dy_{\text{in}}, \quad (4.1)$$

と記述される。ここで、 k は波数、 λ は波長、 z は入出力平面間の距離である²⁷⁾。よって、実験のスペックルイメージングプロセスは、

$$\mathbf{g}_i = |\mathcal{P}(\mathbf{a}_2 \circ \mathcal{P}(\mathbf{a}_1 \circ \mathbf{f}_i))|^2, \quad (4.2)$$

と書ける。ここで、 $\mathbf{g}_i \in \mathbb{R}^{N_x \times N_y}$ はカメラによって撮影された i 番目のスペックル画像、 $\mathbf{a}_1 \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$ は一つ目（前方）の散乱媒体から伝搬されたランダム複素場、 $\mathbf{a}_2 \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$ は二つ目（後方）の散乱媒体によるランダム複素場である。また、演算子 $\circ$ はアダマール積を表す。式 (4.2) に示すように、参照光は用いられないため本イメージングプロセスは非線形プロセスである。 i 番目の対象は二クラスラベル $l_i \in \{-1, 1\}$ とともに分類される。本実験の物体認識に用いられる N 回測定の実験データ集合 $\mathbf{V}$ は式 (1.20) により、

$$\mathbf{V} = \{\mathcal{E}(\mathbf{g}_i), l_i | \mathcal{E}(\mathbf{g}_i) \in \mathbb{R}^{N_s}, l_i \in \{-1, 1\}\}_{i=1}^N, \quad (4.3)$$

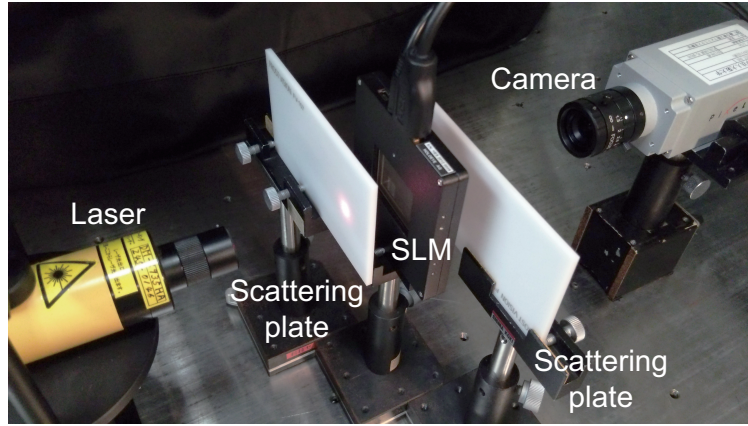


Fig. 4.2 Setup for the experiment.

と表される^{35, 36)}。ここで、 $\mathcal{E}(\bullet)$ は散乱媒体を通過したレーザ光の干渉により形成される各撮影画像 g_i から N_s ($\leq N_x \times N_y$) 画素抽出することを示す。抽出画素の位置はランダムに選択し、その位置は N_s 回測定 of データ間で固定する。画素抽出後の各スペックルデータ $\mathcal{E}(g_i)$ は i 番目の物体 f_i のラベルに基づいてラベル化する。この場合、たとえ対象データがその空間で線形的に分離可能であったとしても、式 (4.2) に示すように非線形イメージングプロセスのため、測定データの認識に線形分類器は適用できない。

本実験では、スペックルを用いた振幅・位相物体の認識に 1.3.3 項で説明したサポートベクターマシーン (SVM)³⁷⁻³⁹⁾ を使用した。本実験では式 (1.23) の非線形分類器を用いれば、下記式を解くことで識別関数を算出できる。

$$\min_{w,b} \sum_{i=1}^N (1 - l_i \mathcal{F}(\mathcal{K}(\mathcal{E}(g_i)))) + \tau \frac{1}{2} \|w\|^2. \quad (4.4)$$

4.3 散乱媒体中の顔・非顔認識の実験実証

散乱板を通した物体認識の実験設備を Fig. 4.2 に示す。対象物体は顔と非顔データであり、透過型 SLM (Holoeye 製 LC2012, 画素ピッチ: 36 μm , 有効領域: 36.9 $\times$ 27.6 mm^2) 上に表示した。さらに、対象物体は SLM の振幅、位相の両モードで形成した。振幅モードは二つの偏光板をそれぞれ SLM の前後の面に配置し平行ニコルで実現した。SLM 上の対象物体を、ダイオードレーザ (Neoark 製 DM-6935HA, 波長: 650 nm, 出力強度: 17 mW) を用いて、Fig. 4.2 に示す前方の散乱板を通して生成される拡散光で照射した。SLM を通過した光は、前方の散乱板と同一特性の後方の散乱板によって再度拡散される。

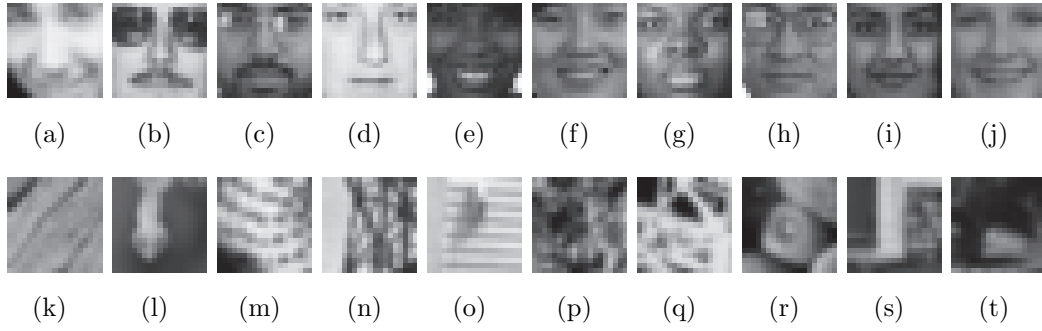


Fig. 4.3 Examples of (a)–(j) face and (k)–(t) non-face images.

拡散された散乱光のスペックル強度画像はモノクロ CCD カメラ（PixeLink 製 PL-B953）で撮影した。

実験に用いた顔と非顔データは MIT Center for Biological and Computational Learning によって提供される CBCL Face Database⁶⁸⁾ から以下に示す方針に従って選択した。顔と非顔画像は元々 19×19 画素 ($=N_o$) のグレースケール画像であったものを、実験では 640×640 画素にリサイズし、SLM 上に表示して使用した。各顔画像は、さまざまな人種、年齢、性別、髪型の互いに異なる人物とした。各非顔画像は互いに異なるランダムテクスチャとした。学習段階では顔と非顔データそれぞれ 1,000 個ずつからなる集合を、テスト段階ではそれぞれ 100 個ずつからなる集合を使用した。Fig. 4.3(a)–4.3(j) と 4.3(k)–4.3(t) は、それぞれ顔と非顔データの例である。実験に使用する顔と非顔データは低解像度ではあるが、Fig. 4.3 に示すように、個人が判別できる解像度を持つことがわかる。実験では、テストデータの画像や人物は、学習段階に使用したものと異なるものを用いた。SVM の学習とテストは MATLAB の Statistics toolbox を用いた。カーネルとしてガウス放射基底関数を選択し、機械学習の前に予測子データを正規化した。SVM のパラメータは交差検定で調整した。

Fig. 4.4 に示すように散乱板 1 と 2（昭栄化学製 それぞれ FV-104 と FV107、アクリレート樹脂板）の 2 種類の散乱板を準備した。散乱板 1 の全光線透過率と平行光線透過率はそれぞれ 51.2 % と 1.1 % であり、散乱板 2 はそれぞれ 30.1 % と 0.1 % であった。散乱板 1 と 2 を用いて二つの実験を実施する。撮影したスペックル画像の画素数は 768×768 ($=N_x \times N_y$) であった。散乱板 2 を通した Fig. 4.3(a) と 4.3(k) の顔と非顔データの撮影スペックル画像の例を 4.5(a)–4.5(d) に示す。Fig. 4.5(a) と 4.5(b) は SLM の振幅モードで取得した、それぞれ顔と非顔データのスペックルである。また、Fig. 4.5(c) と 4.5(d) は位相モードで取

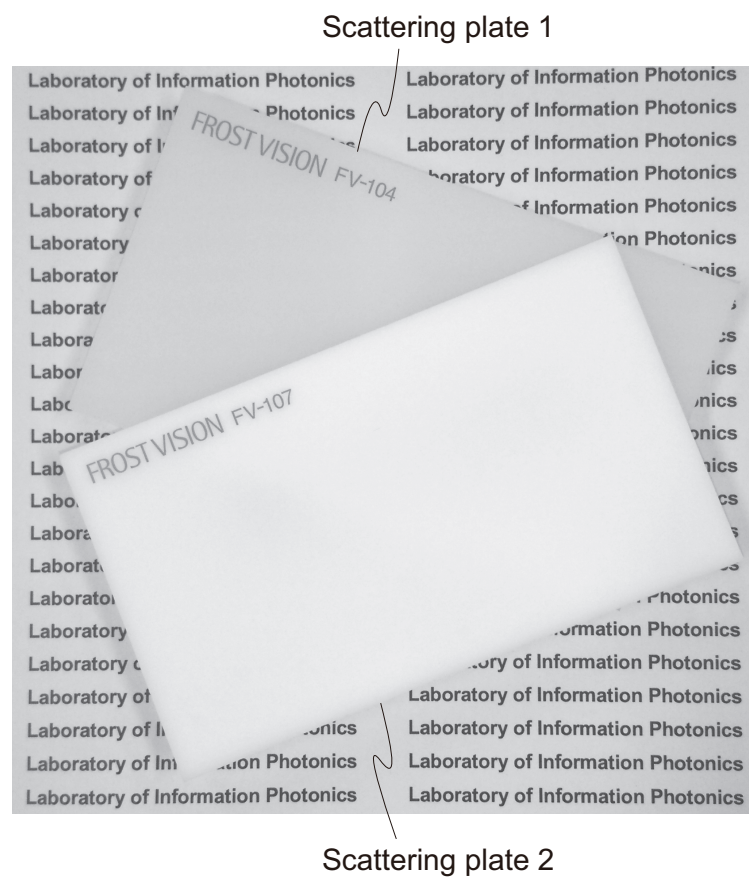


Fig. 4.4 Scattering plates for the experiment. Two sets of each scattering plate were prepared as front and rear scattering plates, as shown in Fig. 4.2.

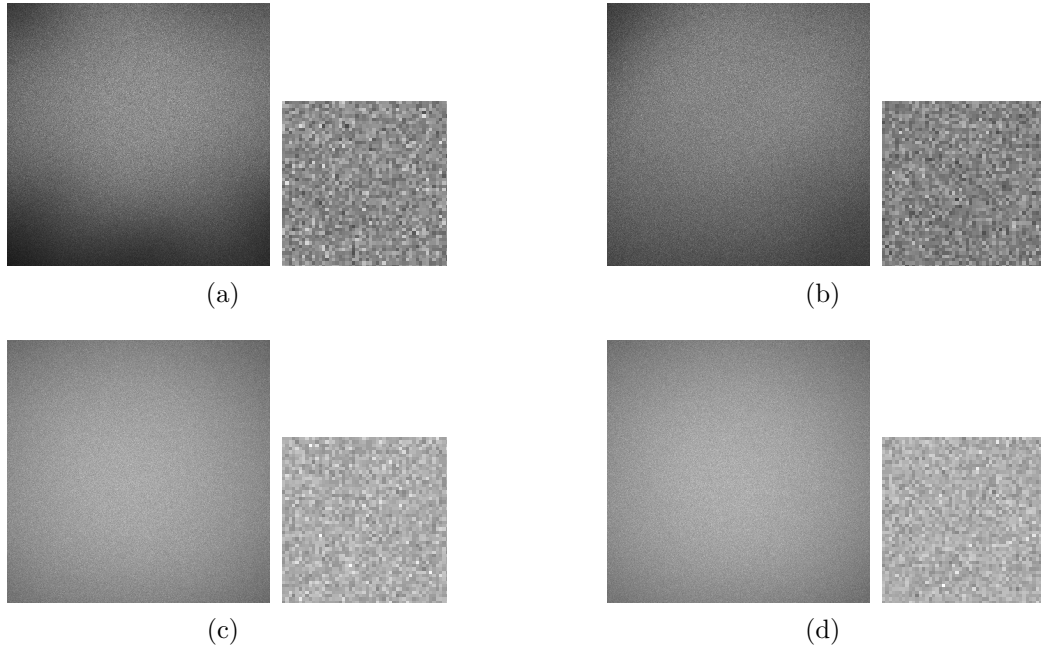


Fig. 4.5 Examples of experimentally captured speckle intensity images of the face and non-face images shown in Figs. 4.3(a) and 4.3(k). The speckles captured through the scattering plate 2 of the amplitude target of (a) the face image and (b) the non-face image. The speckles captured through the scattering plate 2 of the phase target of (c) the face image and (d) the non-face image. The subfigures at the right in Figs. (a)–(d) are close-ups of the central 50×50 pixels in each of the left figures.

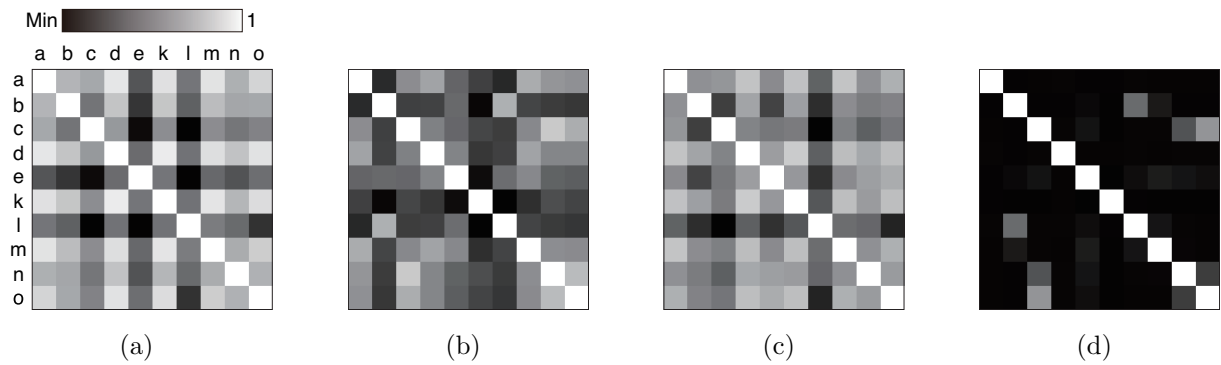


Fig. 4.6 Correlations between speckle intensity images from Figs. 4.3(a)–4.3(e) and Figs. 4.3(k)–4.3(o). Results with the scattering plate 1 from the (a) amplitude and (b) phase targets. Results with the scattering plate 2 from the (c) amplitude and (d) phase targets. The indices of the row and column in (a) show the subindices of Figs. 4.3(a)–4.3(e) and Figs. 4.3(k)–4.3(o).

得した, それぞれ顔と非顔データのスペックルである. 画像に示されるように, 散乱板により顔と非顔データのテクスチャは消失し, CCD 上では確認できない.

顔クラスに属する Fig. 4.3(a)–4.3(e) のスペックル強度画像と, 非顔クラスに属する Fig. 4.3(k)–4.3(o) のスペックル強度画像との正規化相関を Fig. 4.6 に示す. ここで, v 番目と w 番目のスペックル画像 g_v と g_w の相関 $\mathcal{C}(v, w)$ は,

$$\mathcal{C}(v, w) = \|(g_v / \|g_v\|_{\ell_2}) \circ (g_w / \|g_w\|_{\ell_2})\|_{\ell_1}, \quad (4.5)$$

と表される. $\|\bullet\|_{\ell_p}$ は ℓ_p ノルムである. 振幅, 位相対象を散乱板 1 に通した際のスペックル強度画像の相関を Fig. 4.6(a), 4.6(b) にそれぞれ示す. 同じく, 振幅, 位相対象を散乱板 2 に通した場合の相関を Fig. 4.6(c), 4.6(d) にそれぞれ示す. これらの相関結果からスペックル強度画像そのものは顔, 非顔クラスに紐付く傾向を有さないことが明確である.

一つ目の実験では, 式 (4.3) の画素抽出 ε の効果を検証した. SVM 分類器における学習は, 散乱板 1 と 2 を用いたそれぞれの実験において, 2,000 セット (1,000 個の顔と 1,000 個の非顔データの集合) の撮影スペックルデータ集合と, それらと紐付けられた既知のラベルを用いて実行した. 200 セット (学習データとは異なる 100 個の顔と 100 個の非顔データの集合) の撮影スペックルデータ集合をテストデータとして使用した. 学習とテスト段階における SVM による分類は, 各撮影スペックル画像の $589,824 (= 768 \times 768 = N_x \times N_y)$ 画素からランダムに 25, 50, 100, 200, 400, 800 ($= N_s$) 画素を抽出し実施した. これらの抽出条件は, 元画像の画素数よりも少ない画素抽出 ($N_s < N_o = 19 \times 19 = 361$) と多い画素抽出 ($N_s > N_o$) の両方を含むように設定した. 画素抽出において, 抽出する画素位置は全スペックル画像を通して固定した.

顔と非顔の全テストデータセット数 (200) に対して正しく分類されたテストデータセット数の比を算出した正解率を Fig. 4.7 に示す. 横軸は, 抽出画素数である. 図の各プロットは抽出する画素位置を変更して 5 回実施した結果の平均とした. 振幅対象は 25 画素のような少ない画素抽出であっても散乱板 2 で 85 % 以上という高い正解率を示した. 散乱板 1 と 2 を通した振幅対象の 800 画素抽出の場合の正解率は, それぞれ 97.6 % と 94.8 % に達した. 位相対象も 800 画素抽出時, 散乱板 1 と 2 でそれぞれ 92.3 % と 77.0 % と高い正解率で認識した. 振幅対象が位相対象よりも高正解率であった理由は, 振幅対象の散乱プロセスは点像分布関数の畳込みによるボケ画像生成プロセスに類似し, 非線形に干渉し合う位相対象に比べ線形プロセスに近いためであると推察される. また, SVM は元画像の画素数よりも多い画素抽出に限らず, 少ない画素抽出でも機能することが示唆される. Fig. 4.7 のグラフの傾向から, 抽出画素数をさらに増加させればより高い正解率が得

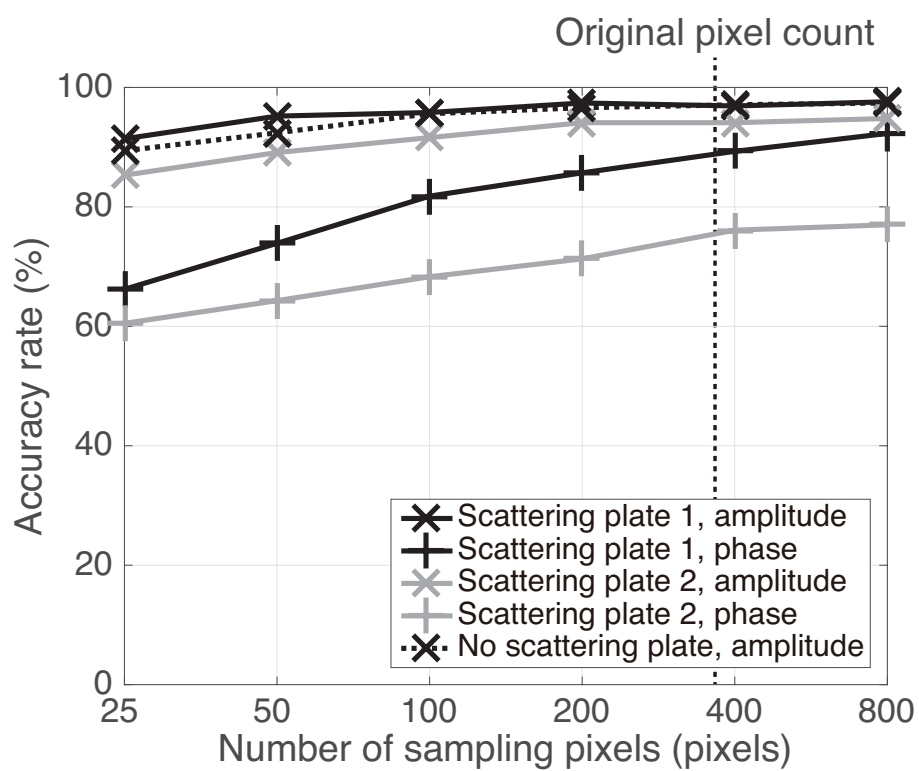


Fig. 4.7 Accuracy rates of face and non-face recognition by the SVM.

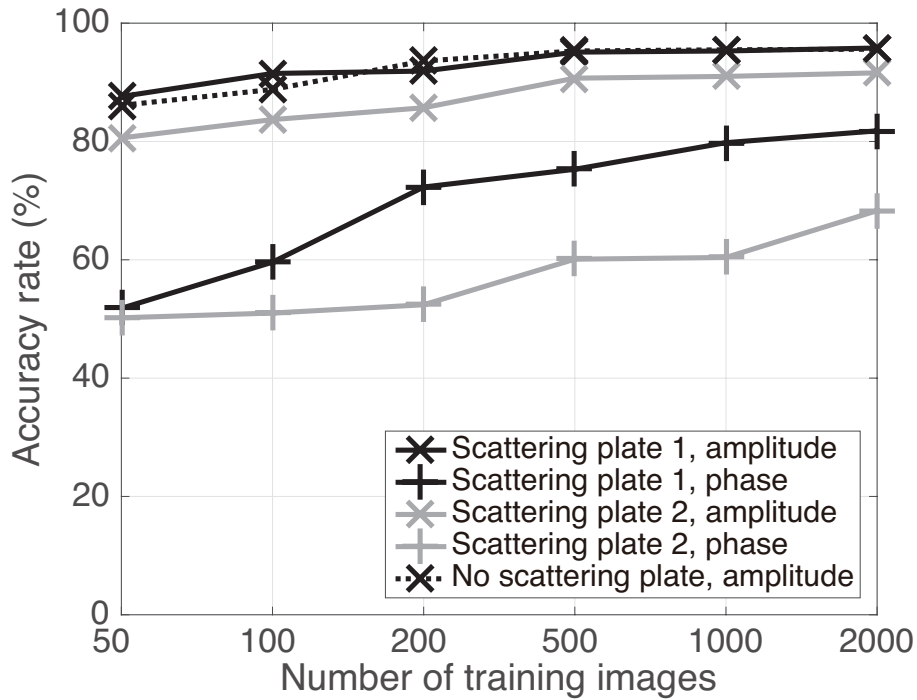


Fig. 4.8 Accuracy rates with different numbers of training images.

られると期待できる。また、顔画像として、Fig. 4.3(e)に示すような低コントラスト画像は正解率を低下させる一つの要因と考えられる。これは、元画像、SLM、CCDの高ダイナミックレンジ化により改善が見込まれる。

Fig. 4.7には、散乱板を含めずに振幅対象を撮影し学習させた際の認識の正解率を合わせて表示した。散乱板無しの振幅対象は、Fig. 4.1(a)で示した散乱除去プロセスを経た従来の散乱媒体中の物体認識を模擬したと考えることができる。すなわち、散乱板無しの撮影画像は完全な散乱除去の結果と見なすことができる。散乱板有りの場合と同じSVMの処理を散乱板無しの撮影画像に実行した。Fig. 4.7に示すように、散乱板1の振幅対象の結果は散乱板無しの場合の正解率とほぼ同等であった。したがって、物体認識において、SVMは散乱媒体に起因する画像の乱れの影響を低減できると言える。なお、散乱板無しの位相対象については透過光のためカメラで観測されない。その点、本研究手法は散乱板を通すことで位相対象であっても認識を実現できる。

二つ目の実験では、学習画像の枚数の影響を検証した。Fig. 4.8に、顔、非顔画像の学習データセットを50, 100, 200, 500, 1000, 2000枚とした場合の正解率のプロットを示す。抽出画素数は100として固定した。テストデータは、学習に用いたものとは異なる200

セットの撮影画像を用いた。ここでの実験も、一つ目の実験と同じSVMの処理を実行した。Fig. 4.8の結果は、学習画像の増加に応じて正解率が向上することを示唆している。この効果は、振幅対象よりも位相対象で顕著である。二つ目の実験でも、散乱板無しの振幅対象のプロットは、散乱板1の振幅対象の正解率と類似していることが確認できる。

4.4 結言

散乱媒体を通した顔・非顔画像の振幅・位相対象の物体認識を、スペックルパターンを用いてSVM分類器で実証した。SLM上に表示された対象を前方の散乱板を經由したレーザ光によって照射した。SLMを通過した光は後方の散乱板により再度拡散した。スペックル強度画像はカメラにより撮影した。このとき、ヒトの知覚では対象のテクスチャは認識できない。機械学習には撮影スペックル強度画像のデータ集合を使用した。物体認識は振幅・位相対象とも高い正解率を実現し、考案手法の有効性が示された。本実験を通じて、SVMはスペックル強度測定が物体と線形に相関がないような散乱媒体を通した物体認識に適用可能であることを実証した。実験では、抽出画素数、学習画像枚数の増加が物体認識の高い正解率に繋がることを確認した。しかし、これは逆に、学習段階における計算コストを増大させる結果となるため、他の学習アルゴリズムの選定や次元削減などの手法の検討が必要となる。

本研究は、散乱媒体を通した従来の物体認識で必要であった散乱除去や特徴抽出処理を経ずに対象を直接認識可能であることを見出した点に意義がある。本手法は、従来手法のプロセスを簡略化できるとともに、画素抽出により対象のサイズの制限を軽減させることも可能である。また、本手法は今回使用した媒体よりも散乱度が高い散乱媒体や後方・多重散乱などの各種散乱プロセスに適用し得る。

総括

本研究では、外乱光下あるいは散乱媒体中の対象物体の二次元および三次元イメージングと、散乱媒体中の対象物体のスペックル画像からの物体認識をコンピュータシミュレーション的に実現する手法を考案し、実験的に実証した。

1章では、本研究全体に渡る基本的な概念と研究に用いる演算手法について説明した。まず、散乱媒体へ光が入射する際の光学現象である、屈折、鏡面反射、拡散反射、全反射、吸収、単一散乱、多重散乱、透過、干渉についてそれぞれ解説した。次に、光学システムを通して観測した撮影データは、原データに対し線形システムとしてモデル化できることを示した。最後に、散乱媒体を通した物体イメージングの再構成アルゴリズムとして、スパース拘束に基づく正則化アルゴリズムである圧縮センシング手法の技術を説明した。また、散乱媒体を通した物体認識の分類器として、スペックル画像のような非線形プロセスに対応可能な SVM 非線形分類器について解説した。

2章では、構造化照明を導入して外乱光下や散乱媒体中の対象成分を強度変調した。符号化強度変調情報を演算系にフィードバックすることで、スパース拘束に基づく数値計算により外乱成分の分離と散乱成分の除去を単一撮影で実現できることを実験的に実証した。外乱光除去の実験では、従来手法と比較し空間解像度の劣化が無く、少ないアーティファクトで実現できることを示した。散乱除去の実験では、散乱プロセスの事前知識無しで単一撮影かつ高解像度の散乱除去を実証した。

3章では、2章での考案手法を拡張し、三次元構造化照明を用いて散乱媒体中の三次元物体イメージングを走査不要で実現する手法の原理を実証した。事前実験では、対象成分のみを強度変調させ、散乱成分を変調させない符号化パターンを検討し、その有効性を示した。本実験では、透過性のクリアシートの後方に異なる距離で三次元的に配置した物体の散乱除去と三次元イメージ化を同時に実現し、考案手法の原理の妥当性を実証した。3章の手法も未知の散乱媒体に適用できるため汎用性が高い技術である。さらに、スキャン不要・機械駆動不要のため移動物体のイメージングにも有効である。

4章では、散乱除去プロセスを介さないスペックル画像から、高い正解率で物体を認識

できることを実証した。散乱媒体を通して得られる対象のスペックル強度画像を直接機械学習にかけて対象を二値分類する手法を考案し実験的に実証した。実験では、ヒトの知覚では認識できないほどにテキスチャが消失した顔と非顔データのスペックル強度画像から、サポートベクターマシン分類器で認識させることに成功した。この技術は、散乱成分の除去工程が不要であり、また、ヒトの目を超える認識率を得ることが実証できた。同技術は、さまざまな分野における自動化・機械化において不可欠なセンシング技術の新しい形態を提示する。

今後の展望としては、2章、3章の散乱媒体中の物体イメージングは、収差補正照明システムやホログラフィック手法に基づく高解像度符号化パターンの投影システムの開発による高分解能対象観察や顕微鏡応用である。高分解能の観察システムにより、皮下散乱影響を排除した生体センシングが可能となる。スキャンが不要であるため動画撮影に適し、血流、細胞の動きが検出できる。さらに、本技術を多波長化することで、酸素化ヘモグロビン、脱酸素化ヘモグロビンの吸光度の波長依存性から血管の酸素飽和度検出という新たな付加価値を提供することができる。また、本技術は、煙を通した対象観察が可能であるため災害救助にも展開可能である。波長テラヘルツ化による人体検出精度の向上も技術の進化として考えられる。

4章の散乱媒体中の物体認識に関しては、時間・波長・偏光スペックルの物体認識、光学的に暗号化されたデータの復元、多次元物体認識、多クラス分類、教師なし学習が挙げられる。また、本技術は、ヒトではなく機械が対象を判断する環境下で特に適合する。現在、自動車メーカ各社は、自動運転車の開発に本格的に乗り出している。2035年には新車販売台数に占める自動運転車の割合は25%を超えられている。霧、もや、雨など、いかなる状況でもドライビングが可能な全天候対応自動運転が求められるため、まさに、本研究技術が大いに活躍することが期待される。

本研究の最適化アルゴリズムは、実用化時にはハードウェア化されLSIに実装される。最適化アルゴリズムの回路実装には、パッケージの小型化、集積化コストの低減、演算処理時間の低減が課題となる。この解決策としては、大きく二つの方法がある。一つの方法は、半導体の高集積化技術の導入である。半導体の回路パターンの線幅は年々縮小し、LSIは加速度的に高集積化されている。また、近年はデバイス間を垂直方向にSi貫通電極(TSV)で接続する三次元高集積化技術が開発されている。これらの技術は、基板上の演算回路の専有面積の縮小化、演算処理の高速化を可能とする。

一つの方法はハードウェアによる解決策であるが、微細化、高集積化とともに開発費や

生産設備の初期費用が増大する。したがって、投資回収が見込める市場規模のアプリケーションへの展開が不可欠となる。もう一つの方法は、ソフトウェアによる改善である。反復演算を容易に解ける数値モデルや近似解を求めるヒューリスティクスなどを導入することで演算時間の短縮化が図れる。これらアルゴリズムの改良により、実装回路規模の低減が可能となる。ソフトウェアによる回路対策は、初期投資を抑えることが可能であり本研究技術の実用化には考慮すべき項目である。

生体医療、車載やセキュリティ分野では散乱現象が光学系の性能を低下させる環境に遭遇しやすいため、本研究の考案手法はこれらの分野で特に実用的であるが、適用範囲はこれら顕在ニーズに限定されるわけではない。見えなかったものを可視化できる本物体イメージング技術と、卓越した対象識別が可能な本物体認識技術はセンシング分野の革新技術であると言え、センシング分野全般において測定精度・ロバスト性を向上させる基幹技術となるポテンシャルを秘めている。

本研究によって得られた成果は、各種イメージング分野の発展に寄与するものと期待される。

謝辞

本博士論文は、筆者が大阪大学大学院情報科学研究科情報数理学専攻において、谷田研究室にて行った研究をまとめたものである。本研究の遂行にあたり、本学大学院情報科学研究科 谷田純教授には終始懇切な御指導と御鞭撻を賜るとともに、研究の機会を与えて頂き厚く御礼申し上げます。

また、本論文を御精読頂き有意義な御指摘を頂きました本学大学院情報科学研究科 八木厚志教授、森田浩教授、沼尾正行教授、小倉裕介准教授に深謝申し上げます。

さらに、日夜親身になって強い熱意のもと御指導、御助言を頂いた堀崎遼一助教に心より御礼申し上げます。

パナソニック株式会社先端研究本部の辰巳国昭本部長、吉岡俊彦室長、井上恭一部長、是永継博課長には研究者として日々御指導と御鞭撻頂き、鈴木正明部長には入社後長きに渡り御指導賜り、光学技術者・研究者としての礎を築いて頂きました。深く御礼申し上げます。

博士課程入学に際し、同AVCネットワークス社の田中康弘主幹技師には御助言と御支援頂きました。厚く感謝致します。

社会人ドクターを取得した経験をもとに有益な御助言を頂いた、同先端研究本部 西脇青児エキスパート、塩野照弘主幹研究員、同全社 CTO 室技術渉外部 若林信一主幹技師、同AVCネットワークス社 古宮成主幹技師に感謝申し上げます。

本学卒業生の中村友哉博士（現 東京工業大学助教）を含む谷田研究室のメンバーには、週末の実験室利用の御協力だけでなく日々雑談にも御付合い頂き感謝しております。最後に、本研究を進める上で応援頂いた会社の先輩・後輩・同期、友人、そして家族に心から感謝申し上げます。

参考文献

- [1] 佐藤：“光と風景の物理”，岩波書店 (2002).
- [2] Y. Mukaigawa, Y. Yagi and R. Raskar: “Analysis of light transport in scattering media”, IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., pp. 153–160 (2010).
- [3] S. Umeyama and G. Godin: “Separation of diffuse and specular components of surface reflection by use of polarization and statistical analysis of images”, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., **26**, pp. 639–647 (2004).
- [4] G. D. Gilbert and J. C. Pernicka: “Improvement of underwater visibility by reduction of backscatter with a circular polarization technique”, Appl. Opt., **6**, 4, pp. 741–746 (1967).
- [5] Y. Y. Schechner, S. G. Narasimhan and S. K. Nayar: “Polarization-based vision through haze”, Appl. Opt., **42**, pp. 511–525 (2003).
- [6] T. Treibitz and Y. Y. Schechner: “Active polarization descattering”, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., **31**, pp. 385–399 (2009).
- [7] D. Shin and B. Javidi: “Visualization of 3D objects in scattering medium using axially distributed sensing”, Disp. Technol. J., **8**, 6, pp. 317–320 (2012).
- [8] I. Moon and B. Javidi: “Three-dimensional visualization of objects in scattering medium by use of computational integral imaging”, Opt. Express, **16**, pp. 13080–13089 (2008).
- [9] D. J. Cuccia, F. Bevilacqua, A. J. Durkin and B. J. Tromberg: “Modulated imaging: quantitative analysis and tomography of turbid media in the spatial-frequency domain”, Opt. Lett., **30**, pp. 1354–1356 (2005).
- [10] C. Fuchs, M. Heinz, M. Levoy, H. P. Seidel and H. P. A. Lensch: “Combining confocal imaging and descattering”, Comput. Graph. Forum, **27**, pp. 1245–1253 (2008).
- [11] M. Levoy, B. Chen, V. Vaish, M. Horowitz, I. McDowall and M. Bolas: “Synthetic

- aperture confocal imaging”, *ACM Trans. Graph.*, **23**, p. 825 (2004).
- [12] J. Huiskens, J. Swoger, F. Del Bene, J. Wittbrodt and E. H. K. Stelzer: “Optical sectioning deep inside live embryos by selective plane illumination microscopy”, *Science*, **305**, pp. 1007–1009 (2004).
- [13] A. Zdunek, A. Adamiak, P. M. Pieczywek and A. Kurenda: “The biospeckle method for the investigation of agricultural crops: a review”, *Opt. Lasers Eng.*, **52**, pp. 276–285 (2014).
- [14] R. Nassif, C. A. Nader, C. Afif, F. Pellen, G. Le Brun, B. Le Jeune and M. Abboud: “Detection of golden apples’ climacteric peak by laser biospeckle measurements”, *Appl. Opt.*, **53**, August 2015, pp. 8276–8282 (2014).
- [15] Z. Zalevsky, Y. Beiderman, I. Margalit, S. Gingold, M. Teicher, V. Mico and J. Garcia: “Simultaneous remote extraction of multiple speech sources and heart beats from secondary speckles pattern”, *Opt. Express*, **17**, pp. 21566–21580 (2009).
- [16] Y. Bishitz, N. Ozana, Y. Beiderman, F. Tenner, M. Schmidt, V. Mico, J. Garcia and Z. Zalevsky: “Noncontact optical sensor for bone fracture diagnostics”, *Biomed. Opt. Express*, **6**, 3, pp. 651–657 (2015).
- [17] R. Shogenji, Y. Kitamura, K. Yamada, S. Miyatake and J. Tanida: “Bimodal fingerprint capturing system based on compound-eye imaging module”, *Appl. Opt.*, **43**, 6, pp. 1355–1359 (2004).
- [18] R. Shogenji, Y. Kitamura, K. Yamada, S. Miyatake and J. Tanida: “Multispectral imaging using compact compound optics”, *Opt. Express*, **12**, 8, pp. 1643–1655 (2004).
- [19] R. Horisaki, K. Choi, J. Hahn, J. Tanida and D. J. Brady: “Generalized sampling using a compound-eye imaging system for multi-dimensional object acquisition”, *Opt. Express*, **18**, pp. 19367–19378 (2010).
- [20] E. R. Dowski and W. T. Cathey: “Extended depth of field through wave-front coding”, *Appl. Opt.*, **34**, 11, pp. 1859–1866 (1995).
- [21] A. Isaksen, L. McMillan and S. J. Gortler: “Dynamically reparameterized light fields”, *Siggraph '00*, pp. 297–306 (2000).
- [22] R. Raskar, A. Agrawal and J. Tumblin: “Coded exposure photography: Motion deblurring using fluttered shutter”, *Acm Trans. Graph.*, **25**, 3, pp. 795–804 (2006).
- [23] E. E. Fenimore and T. M. Cannon: “Coded aperture imaging with uniformly redun-

- dant arrays”, *Appl. Opt.*, **17**, pp. 337–347 (1978).
- [24] E. Hecht: “ヘクト光学 I”, 丸善株式会社 (2002).
- [25] 柴山, 佐藤, 岩井, 木村: “光散乱法の基礎と応用”, 講談社 (2014).
- [26] Wikipedia: “レイリー散乱”, <https://ja.wikipedia.org/wiki/レイリー散乱>.
- [27] J. W. Goodman: “Introduction to fourier optics”, Roberts & Co (2004).
- [28] Wikipedia: “最小二乗法”, <https://ja.wikipedia.org/wiki/最小二乗法>.
- [29] R. C. Gonzalez and R. E. Woods: “Digital Image Processing”, Addison-Wesley Publishing Company, Inc (1992).
- [30] 上村: “逆問題の考え方”, 講談社 (2014).
- [31] 山本: “逆問題入門”, 岩波講座 (2002).
- [32] D. L. Donoho: “Compressed sensing”, *IEEE Trans. Inf. Theory*, **52**, pp. 1289–1306 (2006).
- [33] R. G. Baraniuk: “Compressive sensing”, *IEEE Signal Process. Mag.*, **24**, 4, pp. 118–121 (2007).
- [34] J. M. Bioucas-Dias and M. A. T. Figueiredo: “A new TwIST: Two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration”, *IEEE Trans. Image Process.*, **16**, pp. 2992–3004 (2007).
- [35] T. G. Dietterich: “Machine-learning research”, *AI Mag.*, **18**, 4, pp. 97–136 (1997).
- [36] J. A. K. Suykens: “Nonlinear modelling and support vector machines”, *IMTC 2001 Proc. 18th IEEE Instrum. Meas. Technol.*, **1**, pp. 287–294 (2001).
- [37] C. J. C. Burges: “A tutorial on support vector machines for pattern recognition”, *Data Min. Knowl. Discov.*, **2**, pp. 121–167 (1998).
- [38] V. Blanz, B. Scholkopf, H. B. I, C. Burges, V. Vapnik and T. Vetter: “Comparison of view-based object recognition algorithms using realistic 3D models”, *Icann*, **1112**, pp. 251–256 (1996).
- [39] E. Osuna, R. Freund and F. Girosi: “Training support vector machines: an application to face detection”, *Proc. CVPR*, pp. 130–136 (1997).
- [40] O. Chapelle, V. Vapnik, O. Bousquet and S. Mukherjee: “Choosing multiple parameters for support vector machines”, *Mach. Learn.*, **46**, pp. 131–159 (2002).
- [41] D. Fradkin and I. Muchnik: “Support vector machines for classification”, *Discret. methods Epidemiol.*, **70**, pp. 13–20 (2006).

- [42] M. G. Genton: “Classes of kernels for machine learning: a statistics perspective”, *J. Mach. Learn. Res.*, **2**, pp. 299–312 (2001).
- [43] 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”, *ACM Trans. Graph.*, **25**, pp. 935–944 (2006).
- [44] K. Ochiai, N. Tsumura, T. Nakaguchi and Y. Miyake: “Efficient acquisition of light transport based on separation of direct and global components”, *ACM SIGGRAPH ASIA 2009 Posters*, p. 38:1 (2009).
- [45] M. O’Toole, R. Raskar and K. N. Kutulakos: “Primal-dual coding to probe light transport”, *ACM Trans. Graph.*, **31**, 4, p. 39:1 (2012).
- [46] M. Minsky: “Memoirs on Inventing the Confocal Scanning Microscope”, *Scanning*, **10**, pp. 128–138 (1988).
- [47] J. Rosen and D. Abookasis: “Noninvasive optical imaging by speckle ensemble”, *Opt. Lett.*, **29**, pp. 253–255 (2004).
- [48] J. Kim, D. Lanman, Y. Mukaigawa and R. Raskar: “Descattering transmission via angular filtering”, *Comput. Vision – ECCV 2010*, pp. 86–99 (2010).
- [49] K. Tanaka, Y. Mukaigawa, Y. Matsushita and Y. Yagi: “Descattering of transmissive observation using Parallel High-Frequency Illumination”, *2013 IEEE Int. Conf. Comput. Photogr. ICCP 2013*, p. 1 (2013).
- [50] E.-v. Talvala, A. Adams, M. Horowitz and M. Levoy: “Veiling Glare in High Dynamic Range Imaging”, *Proc. ACM SIGGRAPH 2007*, **26**, (2007).
- [51] R. Horisaki, N. Fukata and J. Tanida: “A compressive active stereo imaging system with random pattern projection”, *Appl. Phys. Express*, **5**, p. 72501 (2012).
- [52] L. I. Rudin, S. Osher and E. Fatemi: “Nonlinear total variation based noise removal algorithms”, *Phys. D Nonlinear Phenom.*, **60**, pp. 259–268 (1992).
- [53] B. Javidi, I. Moon and S. Yeom: “Three-dimensional identification of biological microorganism using integral imaging”, *Opt. Express*, **14**, 25, pp. 12096–12108 (2006).
- [54] K. He, J. Sun and X. Tang: “Single image haze removal using dark channel prior”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, **33**, pp. 2341–2353 (2011).
- [55] R. T. Tan: “Visibility in bad weather from a single image”, *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 1–8 (2008).

-
- [56] T. Ando, R. Horisaki, T. Nakamura and J. Tanida: “Single-shot acquisition of optical direct and global components using single coded pattern projection”, *J. Japanese Appl. Phys.*, **54**, 4, p. 042501 (2015).
- [57] M. Takeda, H. Ina and S. Kobayashi: “Fourier-transform method of fringe-pattern analysis for computer-based topography and interferometry”, *J. Opt. Soc. Am.*, **72**, p. 156 (1982).
- [58] R. L. Cook: “Stochastic sampling in computer graphics”, *ACM Trans. Graph.*, **5**, pp. 51–72 (1986).
- [59] J.-A. Beraldin, F. Blais, L. Cournoyer, G. Godin and M. Rioux: “Active 3D sensing”, *Model. E Metod. Per Lo Stud. E La Conserv. Dell’Architettura Stor.*, **10**, pp. 22–46 (2000).
- [60] A. P. Mosk, A. Lagendijk, G. Lerosey and M. Fink: “Controlling waves in space and time for imaging and focusing in complex media”, *Nat. Photonics*, **6**, pp. 283–292 (2012).
- [61] V. Durán, F. Soldevila, E. Irles, P. Clemente, E. Tajahuerce, P. Andrés and J. Lancis: “Compressive imaging in scattering media”, *Opt. Express*, **23**, 11, pp. 14424–14433 (2015).
- [62] S. Popoff, G. Lerosey, M. Fink, A. C. Boccara and S. Gigan: “Image transmission through an opaque material”, *Nat. Commun.*, **1**, pp. 1–5 (2010).
- [63] A. Liutkus, D. Martina, S. Popoff, G. Chardon, O. Katz, G. Lerosey, S. Gigan, L. Daudet and I. Carron: “Imaging with nature: compressive imaging using a multiply scattering medium”, *Sci. Rep.*, **4**, p. 5552 (2014).
- [64] J. Bertolotti, E. G. van Putten, C. Blum, A. Lagendijk, W. L. Vos and A. P. Mosk: “Non-invasive imaging through opaque scattering layers”, *Nature*, **491**, pp. 232–234 (2012).
- [65] O. Katz, P. Heidmann, M. Fink and S. Gigan: “Non-invasive real-time imaging through scattering layers and around corners via speckle correlations”, *Nat. Photonics*, pp. 784–790 (2014).
- [66] J. S. Tyo, M. P. Rowe, E. N. Pugh and N. Engheta: “Target detection in optically scattering media by polarization-difference imaging”, *Appl. Opt.*, **35**, pp. 1855–1870 (1996).

- [67] D. Shin, J.-J. Lee and B.-G. Lee: “Recognition of a scattering 3D object using axially distributed image sensing technique”, ARPN J. Eng. Appl. Sci., **9**, 11, pp. 2085–2088 (2014).
- [68] The Center for Biological & Computational Learning at MIT: “MIT CBCL Face Data”, <http://cbcl.mit.edu/software-datasets/FaceData2.html>.