

## 科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 29 年 5 月 23 日現在

機関番号：14401

研究種目：挑戦的萌芽研究

研究期間：2015～2016

課題番号：15K13381

研究課題名(和文) 散乱媒体によるランダム符号化を用いた超高速ファイバ伝送イメージング

研究課題名(英文) Ultrahigh-speed fiber transmission imaging using random coding by scatter medium

研究代表者

谷田 純 (Tanida, Jun)

大阪大学・情報科学研究科・教授

研究者番号：00183070

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,000,000円

研究成果の概要(和文)：本研究は、散乱媒体による信号符号化を利用した超高速ファイバ伝送イメージング技術の開発を目的とする。散乱媒体としてマルチモードファイバを利用することにより、ファイバを介した情報伝送を実現する。ファイバを透過した観測信号をニューラルネットワーク等の識別器に直接入力させ、機械学習アルゴリズムを適用することで、イメージング過程を経ることなく、物体識別と物体再構成を行なった。

シミュレーションならびに実証実験により、本手法の原理を確認した。本研究は、低コストかつ省エネルギーで光計測と情報伝送をシームレスに接続でき、遠隔地や体内等の閉空間内部のイメージングへの応用が期待できる。

研究成果の概要(英文)： The purpose of this research is to develop ultrahigh-speed fiber transmission imaging technique using signal coding by scattering medium. By using multimode fiber as a scattering medium, information transmission via fiber is realized. Object recognition and reconstruction were performed without the imaging process by feeding the observation signal transmitted through the fiber directly to a discriminator such as a neural network and applying a machine learning algorithm.

The principle of this method was confirmed by simulation and demonstration experiment. In this research, it is possible to combine optical measurement and information transmission with low cost and energy saving, and it can be expected to be applied to the imaging of the inside of a closed space such as a remote place or a body.

研究分野：情報フォトリクス

キーワード：散乱イメージング ファイバ スペックル クラス判別 機械学習

### 1. 研究開始当初の背景

近年、イメージング技術の高性能化、高機能化が急速に進んでいる。これには、自然現象を巧妙にチューニングして技術応用する手法と、信号理論に基づいた演算処理の活用により新機能や高性能を達成する手法の二つのトレンドが存在する。これらを融合した散乱イメージングが脚光を浴びている[0. Katz *et al.*: “Non-invasive single-shot imaging through scattering layers and around corners via speckle correlations,” *Nature Photo.* **8**, 784 (2014) など]。強散乱体である生体組織を通じた医用画像の画質向上が重要な動機であるが、信号取得後の演算処理を前提とすると、散乱媒体はイメージング用機能素子として興味深い特性をもつ。散乱媒体は、さまざまな方向からの光信号を捕捉し、入射した光信号をランダムに変調する。そこで、我々の研究グループでは、散乱媒体を意図的に光学変調することで、革新的なイメージングの開発をめざした。

### 2. 研究の目的

本研究は、散乱媒体による光学的符号化を応用した超高速ファイバ伝送イメージング技術の開発を目的とする。撮影対象からの光信号を散乱体に入射させると、撮影対象の情報をランダムに符号化できる。この符号化信号をセンサで取得し、演算処理により再構成すれば、画像情報を復元できる。ここで、擬似散乱媒体として、マルチモードファイバを利用すると、散乱イメージングの特徴に加え、ファイバを介した撮像情報伝送と受信端での再構成処理により、高機能遠隔イメージングが実現できる。実証システムとして、ファイバによるランダム符号化と復号演算の適用により、原情報の再構成をめざす。本手法は遠隔地に対するセンシング、体内等の閉空間内部に対するセンシングに利用できる。

### 3. 研究の方法

一般的な散乱符号化イメージングでは、撮像過程を線形システムとして記述し、既知の信号応答よりシステム行列を決定し、圧縮センシングアルゴリズムなどの数学的手法を用いて撮像対象を復元する。それに対して、本研究では、散乱媒体を透過した観測信号をニューラルネットワーク等の識別器に直接入力させ、機械学習アルゴリズムを適用することで、イメージング過程を経ることなく、物体識別を行う。強散乱媒体中の光学プロセスはランダムであり、モデル化することは難しい。また、後述のように本研究では非線形な光学プロセスを取り扱う。線形なシステムに対しては復号や逆問題を解くための様々な信号処理ツールが容易に適用できるが、本研究では、機械学習で用いられる認識アルゴリズムや回帰アルゴリズムを復号処理に利用する。

まず、予備実験として、拡散板を経由した物体認識とイメージングを行い、特性を評価

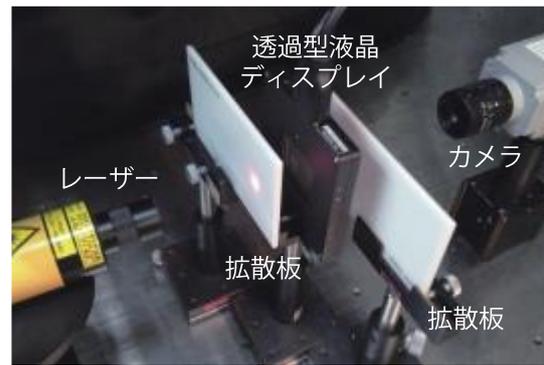


図 1. 拡散板を用いた原理実証。

した。その後、マルチモードファイバを利用し、提案手法の有効性を確認した。また、イメージセンサでは画素数が少ないほど、高速・低コスト・省電力な読み出しや計測が行える。そこで実験では本手法における画素数削減も実証した。

### 4. 研究成果

#### (1) 拡散板による実験

強散乱媒体として利用される拡散板を用いて、物体分類とイメージングを行った[雑誌論文①, ②]。物体分類はイメージングに比べると利用範囲が限定されるが、光センシングにおいて重要なタスクの一つである。本研究では二値分類をデモンストレーションした。二値分類はセキュリティ分野では「ヒトかヒト以外か」、医療分野では「良性か悪性か」などを判別するタスクに対応する[C. Bishop, “Pattern Recognition and Machine Learning,” Springer-Verlag New York, Inc. (2006)]。

実験光学系を図 1 に示す。透過型液晶ディスプレイを二枚の拡散板で挟み、片方からレーザー光を照射し、他方から散乱されたスペckルをカメラで撮影する。拡散板により光学プロセスはランダムとなる。また、レーザー光を用いる場合は、光学プロセスは複素振幅に対して線形であるが、イメージセンサは光の強度しか観測できず位相情報は失われる[J. Goodman, “Introduction to Fourier Optics,” McGraw-Hill (1996)]。また、本研究では参照光を用いていない。そのため、本計測プロセスは非線形でもある。

図 2 に拡散板を経由した物体分類に利用した画像群とそれらのスペckル画像を示す。実験では、図 2(a) に示す顔画像と図 2(b) に示す非顔画像に由来するスペckル画像の二値分類をデモンストレーションした。これらの画像には MIT CBCL Face database を用いた[<http://cbcl.mit.edu/software-datasets/FaceData2.html>]。図 2(a) のそれぞれの顔画像からのスペckル画像を図 2(c)、図 2(b) のそれぞれの非顔画像からのスペckル画像を図 2(d) に示す。拡散板を経由したことで、原画像の空間情報が攪拌されていることがわかる。



図 2. 拡散板を経由した物体分類に利用した画像データ.

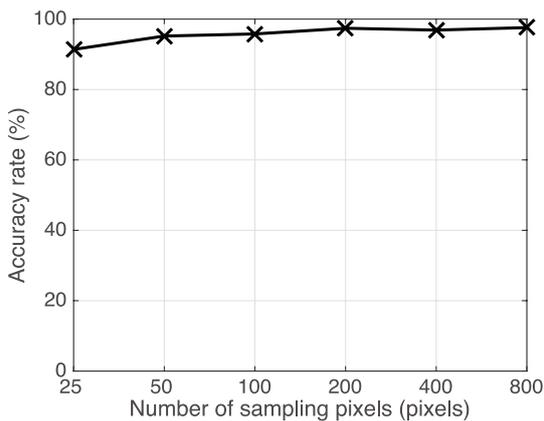


図 3. 拡散板を経由した物体分類における抽出画素数に対する分類正解率の推移.

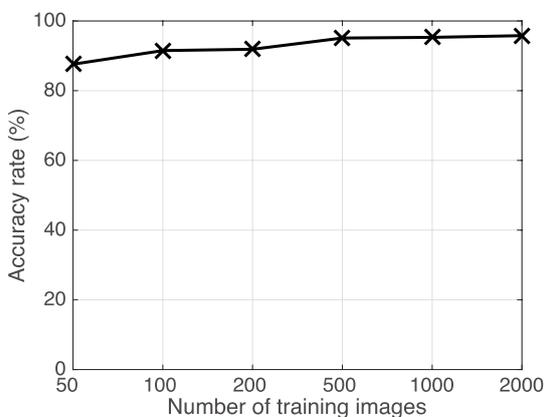


図 4. 拡散板を経由した物体分類における学習枚数に対する分類正解率の推移.

得られたスペckル画像から画素をランダ

ムに抽出し、その画素値にもとづいて二値分類を行った。分類にはサポートベクターマシンを用いた [V.Vapnik, “The Nature of Statistical Learning Theory,” Springer-Verlag New York, Inc. (1995)]. サポートベクターマシンは、二つのクラスに所属するデータ間のマージンを最大化する分離超平面を計算することで、過学習を防ぎ、汎化性能の高い判別を可能にする。また、前述のように本システムのプロセスは非線形であるため、放射基底関数にもとづくカーネルトリックを用いて、分離超平面の非線形化を行った [C. Bishop, “Pattern Recognition and Machine Learning,” Springer-Verlag New York, Inc. (2006)].

異なる抽出画素数に対する分類正解率の推移を図 3 に示す。学習に顔画像を 1000 枚、非顔画像を 1000 枚、テストに顔画像を 100 枚、非顔画像を 100 枚用いた。学習画像とテスト画像の間に重複はない。図 3 に示すように、学習に利用する画素数を増やせば増やすほど分類正解率が向上した。抽出画素数が 800 の場合、分類正解率は 98%であった。また、抽出画素数が 25 の場合も分類正解率は 90%を超えており、本手法による高速・低コスト・省電力計測の可能性が示された。

次に、抽出画素数を 100 に設定した場合における、学習に利用する画像枚数の変化に対する正解分類率の推移を図 4 に示す。テストに顔画像を 100 枚、非顔画像を 100 枚用いた。学習画像とテスト画像の間に重複はない。図 4 に示すように、学習に利用する画像枚数を増やせば増やすほど分類正解率が向上した。

拡散板を利用したイメージングでは、図 1 と同様の光学系を用いた。透過型液晶ディスプレイに画像を表示し、そのスペckル画像を撮影する。サポートベクター回帰を用いて、スペckル画像から透過型液晶ディスプレイ上の表示画像への逆関数を計算する [V. Vapnik, “The Nature of Statistical Learning Theory,” Springer-Verlag New York, Inc. (1995)]. 逆関数の非線形化には放射基底関数にもとづくカーネルトリックを用いた [C. Bishop, “Pattern Recognition and Machine Learning,” Springer-Verlag New York, Inc. (2006)].

拡散板を経由したイメージングには図 5(a) に示す顔画像群を用いた。これらの顔画像を透過型液晶ディスプレイに表示して得られたスペckル画像が図 5(b)である。拡散板を経由したことで、原画像の空間情報が攪拌されている。事前に学習して得られた逆関数を適用したところ、図 5(c)に示す再構成画像が得られ、拡散板を通したイメージングの原理確認が行えた。

(2) マルチモードファイバによる実験  
マルチモードファイバは強散乱媒体に分類される。図 6 にマルチモードファイバを用いた実験光学系を示す [雑誌論文③, 学会発表①]。



図 5. 拡散板を経由したイメージングの実験結果.

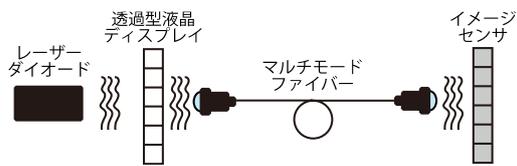


図 6. マルチモードファイバーを用いた原理実証.

実験では透過型液晶ディスプレイにレーザー光を照射し、その透過光をマルチモードファイバに導入する。マルチモードファイバの出射端からの散乱光をイメージセンサで撮影する。図 1 の光学系と同様に、この実験における計測プロセスはランダムかつ非線形となる。

拡散板を用いた場合と同様に、顔画像と非顔画像からのスペckル画像の二値分類を行った。図 7 に利用した画像群とそれらのスペckル画像を示す。図 7(a) が顔画像群、図 7(b) が非顔画像群である。これらは Caltech computer vision database を用いた [http://www.vision.caltech.edu/archive.html]。図 7(a) の顔画像群から得られたスペckル画像を図 7(c)、図 7(b) の非顔画像群から得られたスペckル画像を図 7(d) に示す。拡散板を用いた場合と同様に、原画像の空間情報が失われている。

スペckル画像から画素をランダムに抽出し、サポートベクターマシン(SVM)、アダプティブ(AB)、ニューラルネットワーク(NN)を用

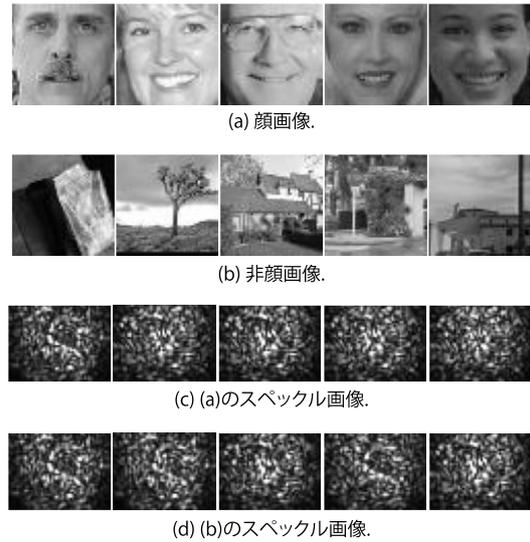


図 7. マルチモードファイバーを経由した物体分類に利用した画像データ.

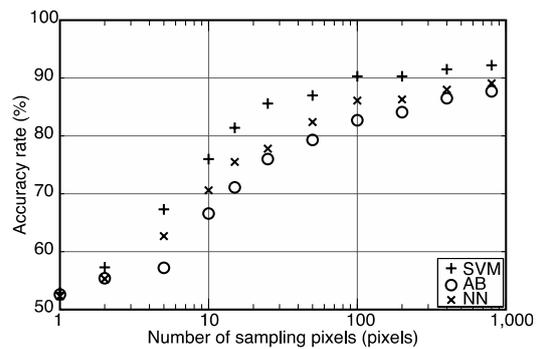


図 8. マルチモードファイバーを経由した物体分類における抽出画素数に対する分類正解率の推移.

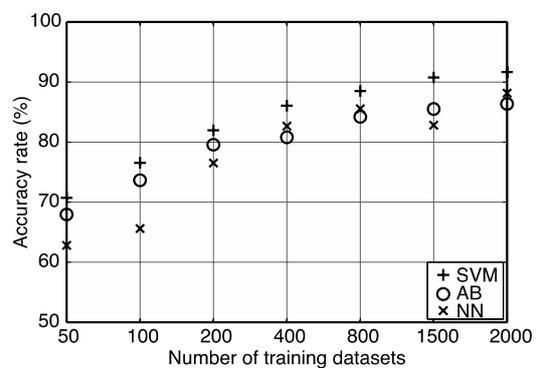


図 9. マルチモードファイバーを経由した物体分類における学習枚数に対する分類正解率の推移.

いて分類した結果を図 8 に示す[C. Bishop, “Pattern Recognition and Machine Learning,” Springer-Verlag New York, Inc. (2006)]. 図 8 では異なる抽出画素に対する分類正解率の推移を示している。学習には顔画像を 1000 枚、非顔画像を 1000 枚、テストには顔画像を 200 枚、非顔画像を 200 枚用いた。学習画像群とテスト画像群の間には重複はない。図 8 より、抽出画素数を増やすほど分類正解率が向上した。またサポートベクターマシンの分類正解率がやや高く、抽出画素数が 800 の時、92%であった。また抽出画素数を 10 に設定した場合でも、分類正解率は 75%を超えており、本手法で高速・低コスト・省電力計測が行えることを実証した。

図 9 に異なる学習画像枚数に対する分類正解率の推移を示す。抽出画素数は 800 である。図 9 より、学習画像枚数を増やすほど、分類正解率が向上している。またサポートベクターマシンの分類正解率がやや高かった。

### (3) .まとめ

以上の実証実験より、マルチモードファイバを用いた高速伝送光イメージングの原理を確認した。本研究は、マルチモードファイバによるランダム変調と少画素数センサによる高速・低コスト・省電力で光計測と情報伝送をシームレスにつなぐことができる。この成果は、遠隔地に対するセンシング、体内等の閉空間内部に対するイメージングへの応用が期待できる。

今後はマルチモードファイバの任意曲げへの対応を進める。また本研究を利用して、超小型ファイバ内視鏡の開発をめざす。

## 5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 3 件)

- ① Takamasa Ando, Ryoichi Horisaki and Jun Tanida, Speckle-learning-based object recognition through scattering media, Optics Express, 査読有, 23, 2015, pp. 33902-33910. 10.1364/OE.23.033902
- ② Ryoichi Horisaki, Ryosuke Takagi, and Jun Tanida, Learning-based imaging through scattering media, Optics Express, 査読有, 24, 2016, pp. 13738-13743. 10.1364/OE.24.013738
- ③ Ryosuke Takagi, Ryoichi Horisaki, and Jun Tanida, Object recognition through a multi-mode fiber, Optical Review, 査読有, 24, 2017, pp. 117-120. 10.1007/s10043-017-0303-5

[学会発表] (計 1 件)

- ① 高木 良輔, 堀崎 遼一, 谷田 純, マルチモードファイバを通した物体分類, Optics & Photonics Japan, 2016 年 10 月 31 日, 東京都文京区, 日本.

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

谷田 純 (TANIDA, Jun)

大阪大学・大学院情報科学研究科・教授

研究者番号：00183070

### (2) 研究分担者

堀崎 遼一 (HORISAKI, Ryoichi)

大阪大学・大学院情報科学研究科・助教

研究者番号：20598958

### (3) 連携研究者

なし

### (4) 研究協力者

なし