

直接・大域成分の分離のための投影パターンと画像分解の同時最適化

上田 宇起 王 超 川原 僚 岡部 孝弘

九州工業大学 情報工学部

1 はじめに

光源に照らされたシーンは、直接成分と大域成分で構成されている。直接成分は、光源から出た光が直接照らすことで生じる成分であり、大域成分は、光源から出た光がシーンの他の点を介して間接的に照らすことで生じる成分で、相互反射や表面下散乱が含まれる。これらの成分を分離することは、3次元形状復元、散乱現象の解析、質感編集などへの応用に重要である。

従来手法では、大域成分が低周波成分であることに基いて、シーンに高周波パターン光を投影して撮影した画像から、直接・大域成分の分離をしている[1]。この手法では、理想的には2枚の画像から成分分離が可能である。しかし、実際にはプロジェクタの被写界深度の浅さから焦点ボケが生じたり、カメラの解像度の限界からパターン境界がボケたりするため理想的な画像を得られず、直接・大域成分の分離精度が悪化するという問題点がある。

そこで本研究では、理想的な撮影画像を仮定した物理ベースのアプローチの限界を克服すべく、データ駆動のアプローチにより、パターン境界ボケに頑健な直接・大域成分の分離を実現する。パタンの構成単位となる光源ごとに撮影した画像を用いて、シーンに投影するパターンと画像分解の両方を同時に学習し最適化することで、シーンの高精度な分離を実現する。

Chakrabarti[2] は、データ駆動のアプローチにおいて、画像処理方法(デモザイキング)のみならず撮影方法(カメラセンサアレイ)も最適化する手法を提

案している。本研究では、照明条件が畳み込みカーネルを用いて表現されることに着目して、画像処理方法(画像分解)だけでなく照明条件も同時に最適化する。

2 提案手法

本研究では、シーンの直接・大域成分への高精度な分離のため、投影パターンと画像分解の2つを畳み込みニューラルネットワーク(CNN)の枠組みで同時に学習する。学習するパターンは 4×4 のブロックからなる基本パターンとし、その基本パタンの繰り返しを投影パターンとする。

単一ブロック照明の線形結合で表現される最適な照明パターンは、重ね合わせの原理から、 1×1 の畳み込みカーネルを用いて表現できる。そこで提案手法では、CNNを用いて最適な照明パターンも学習する。

具体的な手法の流れを図1に示す。学習データは、シーンの単一ブロック照明下の画像、および、直接成分と大域成分の真値である。ネットワーク内では、投影パタンの設計と画像分解の2つを学習する。投影パタンの設計は、 1×1 の畳み込みカーネルの学習により最適な投影パターンを学習する。学習した投影パターンで照らしたときの画像が、分解ネットワークへの入力となる。出力する直接・大域成分への分解はCNNを用いることで、従来では線形だった成分分離を非線形に拡張して行うことができる。これにより分解した画像を正解画像と比較して、学習を重ねることで高精度な成分分離の実現とともに最適な投影パターンを獲得する。

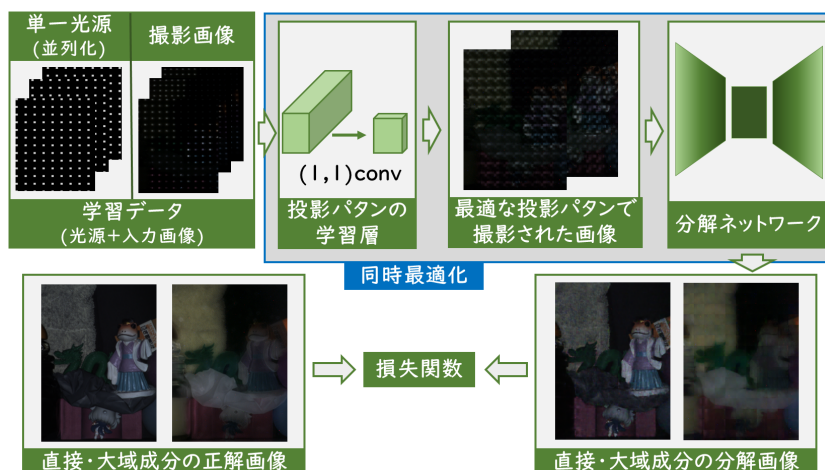


図 1: 投影パターンと画像分解の同時最適化ネットワーク



図 2: 撮影環境

3 実験

3.1 撮影環境の構築

図2のように、カメラ、プロジェクタおよびハーフミラーで構成される撮影環境を準備した。この際、プロジェクタ画素とカメラ画素の対応がシーンの深度に不変になるように、プロジェクタとカメラをハーフミラーを介して同軸に配置するとともに、画素間の対応を事前に校正している。

3.2 同時最適化ネットワークの学習

実験では、3つのシーンに対して撮影を行った。これらのシーンには、アロマキャンドル、包装袋、ティッシュ、布、ピンポン玉などの相互反射や表面下散乱を生じる物体を含んでいる。

まず、1ブロックのみが白である投影パターン16枚を順に投影して撮影した。このとき、投影パターン全体に対してではなく、 4×4 ブロックからなる基本パターンごとに1ブロックのみを白とすることで、撮影を並列化して撮影回数を削減した。この撮影画像から作成した60,064枚を学習データとした。また、Nayerら[1]の手法に基づき、チェスボードパターンをシフトさせながら撮影した25枚の画像から真の直接・大域成分の正解画像を作成した。

3.3 学習済みネットワークを用いた成分分離

投影パターンと分解方法の2つを同時最適化した後、 1×1 の畳み込みカーネルから得られた基本パターンと、学習済みネットワークを使用して成分分離を行った結果を図3に示す。図3の上枠内は、直接成分と大域成分の正解画像と使用した投影パターンの一部であり、右下枠内は、2つの投影パターンを用いるNayerらの手法の結果を示している。

図3より、撮影画像2枚からNayerらの手法で成分分離を行うと、パターン境界ボケの影響から格子状のアーティファクトが目立ち、高精度な分離ができていないことが分かる。一方、提案手法では格子状のアーティファクトはほとんど発生せず、アロマキャンドルや包装袋などの大域成分が多く含まれる被写体の直接成分と大域成分が比較的良好に分離できていることが定性的に確認できる。

また、表1に提案手法による分離画像と真値とのPSNR, SSIMと、Nayerらの手法を用いて2枚の撮影画像から計算された分離画像と真値とのPSNR, SSIMを示す。これより、提案手法は同枚数において、



図 3: 手法ごとの投影パターンと直接・大域成分

表 1: 分離画像の PSNR と SSIM

	直接成分	大域成分	平均
提案手法	33.46 0.911	33.17 0.906	33.32 0.909
Nayer ら (2 枚使用)	21.74 0.618	21.06 0.681	21.40 0.650

Nayer らの手法よりも定量的に良好な成分分離を行っていることがわかる。

4 まとめ

本稿では、プロジェクタ-カメラシステムを用いた直接成分と大域成分の分離手法を提案した。具体的には、投影パターンと画像分解の両方を CNN の枠組みで同時に最適化することで、少数の投影パターンを用いて頑健な分離を行った。今後は、焦点ボケにも頑健な分離の学習や動的シーンへの適用に取り組みたい。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費 JP20H00612 の助成を受けた。

参考文献

- [1] S. K. Nayer, G. Krishnan, M. D. Grossberg, R. Rasker, "Fast Separation of Direct and Global Components of a Scene using High Frequency Illumination", In Proc. CVPR2010, pp.1157–1164, 2010.
- [2] A. Chakrabarti, "Learning Sensor Multiplexing Design through Back-propagation", In Proc. NIPS2016, pp.3081–3089, 2016.