

ライトトランスポート獲得のための符号化照明と復号処理の同時最適化

山田 悠稀 川原 僚 岡部 孝弘

九州工業大学情報工学部

1 はじめに

ディスプレイやプロジェクタなどの光源から出た光がシーンで反射・散乱し、カメラなどの観測装置に達するまでの光の伝搬はライトトランスポート (LT: Light Transport) と呼ばれる。LT の獲得は、コンピュータビジョン・コンピュータグラフィックス分野における形状復元や画像生成などの応用に重要である。

LT は、照明条件を変化させながら撮影した大量の画像そのものである。素朴には、例えばディスプレイを光源とみなすと、単一ブロックのみを点灯したときのシーンの画像を、ブロックの位置を変えながら撮影することで獲得できる。しかし、単一光源は光量が少なく暗いため、計測時間の増加に加え、撮影画像にノイズが多く含まれる。

そこで、複数の光源を同時点灯することで撮影画像を明るくし、計測時間を短縮する符号化照明がある。符号化照明の一手法に、光源を線形独立な組み合わせで点灯して撮影した画像から、画素ごとの線形演算により各方向の単一光源下画像を復号する多重化照明 [1] が提案されている。復号処理により単一光源下画像のノイズ低減を実現している。また、信号処理理論の枠組みで、撮影画像の画素値に含まれるガウスノイズの伝搬を調べることで、S 行列に基づく符号化照明が最適であることが示されている。

S 行列に基づく符号化照明では、 n 方向の単一光源下画像の復号に、 $(n+1)/2$ 個の光源を全て同じ明るさで同時点灯するが、拡散反射成分の低周波性 [2] や画素値の量子化といった実画像の性質が考慮されていない。そのため被写体を多方向から照明するディスプレイなどを光源として使用すると、どの符号化照明下画像においても拡散反射成分がほぼ等しい値になってしまう、単一光源

下画像を高精度に復号することが困難である。圧縮センシングに基づく効率的な LT 獲得 [3] においても、符号化照明を用いて $(n+1)/2$ 個の光源を同時点灯するため、同様の問題がある。

そこで本稿では、実画像を用いたデータ駆動型のアプローチで、実画像の性質を考慮した符号化照明と復号処理を同時に最適化する。提案手法では、畳み込みニューラルネットワーク (CNN: Convolutional Neural Network) における 1×1 の畳み込みカーネルを用いて符号化照明を表現できることに着目し、CNN の枠組みで同時最適化を行う。

2 提案手法

最適な符号化照明下で撮影した画像を入力とし、各方向の単一光源下画像を復号する図1のような同時最適化ネットワークを考える。学習にはそれぞれ方向の異なる単一光源下画像を入力し、CNN の枠組みにおいて、図1の符号化照明層 (1×1 の畳み込み層) で符号化照明を、復号ネットワークで復号処理を学習することで、符号化照明および復号処理を同時に最適化する。またテスト時には、学習により求めた最適な照明パターン下で撮影した画像を復号ネットワークに入力し、各方向の単一光源下画像を復号する。

最適な符号化照明として、各方向の光源を組み合わせた照明パターンを考える。重ね合わせの原理により、複数の光源を組み合わせて同時点灯したパターン下で撮影された画像は、各単一光源下画像の線形結合で表現される。このとき、結合係数は照明パタンの各光源の明るさに等しく、CNN の枠組みにおける 1×1 の畳み込みカーネルで表現されることから、最適な照明パタンの学習は、図1の符号化照明層における 1×1 の畳み込みカーネルの学習に帰着する。

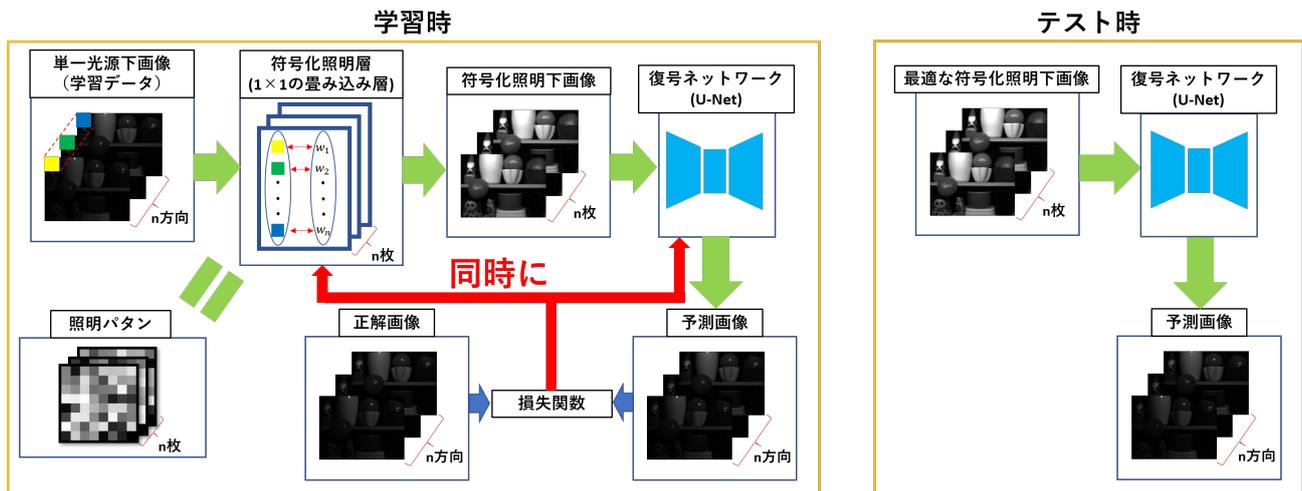


図1: 符号化照明と復号処理の同時最適化ネットワーク

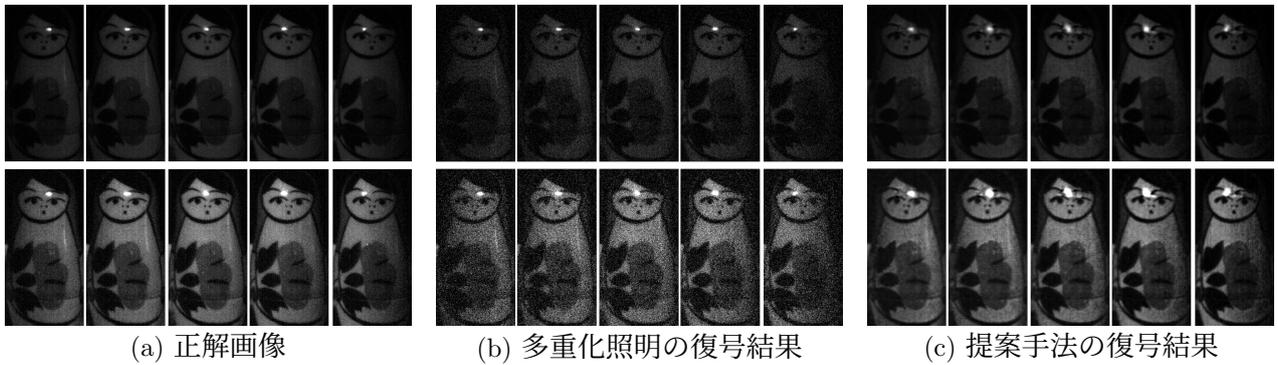


図 2: 正解画像と復号結果

ここで、導出した照明パターン下での実際の撮影を想定し、 1×1 の畳み込み処理後にガウスノイズを付与する。同様に量子化ノイズは、画素値を実数から整数にするときの丸め誤差であるため、 -0.5 から 0.5 の範囲で一様分布するノイズを付与する。

復号ネットワークでは、 1×1 の畳み込み処理により作成した符号化照明下画像を入力し、各方向の単一光源下画像を復号する学習を行う。損失関数により得られた誤差を逆伝播し、復号処理と同時に 1×1 の畳み込みカーネルを学習することで、符号化照明と復号処理を同時に最適化する。

符号化照明の最適化により、従来手法における拡散反射成分の低周波性・量子化ノイズの影響で符号化照明下画像の拡散反射成分の値が一定になる問題を解決する。さらに、復号ネットワークの利用により、従来手法では画素ごと・線形であった復号処理を、畳み込みの性質により周辺画素領域を考慮した大域的かつ非線形な復号処理に拡張し、精度を向上する。

3 実験

提案手法の有効性を示すために実画像を用いた実験を行った。実験では光源として液晶ディスプレイ(LCD)を利用した。LCDに照明パターンを表示することで多方向の光源として利用した。入力画像・正解画像として、図3(a)のようなパターンを用いて撮影した63方向の単一光源下画像を使用した。 1×1 の畳み込み処理後にノイズを付与するため、1方向あたり10枚を平均することでガウスノイズを低減し、また暗黒画像との差分を取ることで暗電流ノイズも低減した。今回の実験では、学習データとして9シーン、評価データとして2シーン、テストデータとして3シーンの画像を用いて実験を行った。学習では、画像を 128×128 のサイズでランダムに切り出すことで、物体の位置が変わった異なるシーンとして扱った。

図2上段に(a)正解画像、(b)S行列に基づく多重化照明による復号結果、(c)提案手法による復号結果を、下段に定数倍したものを示す。まず、図2(b)の多重化照明の復号結果では、図2(a)の正解画像と比較すると、ノイズの影響を大きく受けており、ざらついた画像になっている。一方で、図2(c)の提案手法の復号結果では、図2(a)の正解画像に比べ、鏡面反射成分の明るさ・概形が正確ではないが、ノイズについては図2(b)の多重化照明の復号結果に比べ、低減できており、高精度に復号を行えていることが分かる。

表 1: 定量比較結果

	PSNR \uparrow	SSIM \uparrow
多重化照明	43.62	0.932
提案手法	44.55	0.978

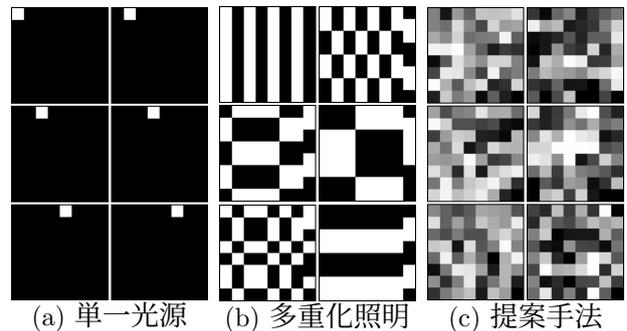


図 3: 照明パターン

続いて、多重化照明と提案手法の定量比較を行った結果を表1に示す。表1の結果からわかるように、PSNR, SSIMの両指標において、提案手法が多重化照明の復号結果よりも良好な結果が得られており、提案手法の有効性を確認できる。併せて、図3(b)にS行列に基づく多重化照明の照明パターン、図3(c)に今回の実験で得られた最適な照明パターンを示す。図3(c)の最適な照明パターンでは、半数が同じ明るさで点灯している図3(b)の多重化照明の照明パターンに比べ、それぞれ点灯している光源数・明るさが異なるパターンが得られた。

4 むすび

本稿では、LT獲得のための符号化照明と復号処理の同時最適化手法を提案した。従来手法で問題となっている拡散反射成分の復号については高い精度を実現できたものの、鏡面反射成分については従来手法に劣っている。今後の課題として、偏光カメラを用いて反射成分を分離し、成分ごとに復号処理を行うネットワークを作成したい。

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] Y. Y. Schechner, S. K. Nayar, and P. N. Belhumeur, "A theory of multiplexed illumination", In Proc. ICCV2003, Vol.3, pp.808-815, 2003.
- [2] R. Ramamoorthi, and P. Hanrahan, "A signal-processing framework for inverse rendering", In Proc. SIGGRAPH2001, Vol.1, pp.117-128, 2001.
- [3] P. Peers, D. K. Mahajan, B. Lamond, A. Ghosh, W. Matusik, R. Ramamoorthi, and P. Debevec, "Compressive light transport sensing", ACM TOG, Vol.28, No.1, pp.1-18, 2009.