

再照明のための照明環境と画像補間の同時最適化

平尾 寿希 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

被写体の見えは照明環境に依存することから、任意照明環境下の画像生成はコンピュータグラフィックスやコンピュータビジョン分野における重要な課題である。様々な方向の光源下で撮影した画像を用いて任意照明環境下の画像を生成する技術は再照明と呼ばれる。

一般に、画像は拡散反射・鏡面反射・影などの様々な成分で構成される。拡散反射成分については、異なる光源方向下で撮影した3枚の基底画像の線形結合により、補間できることが知られている [1]。一方、鏡面反射成分や影などの高周波成分については、密に配置した光源下で撮影した大量の画像や非線形な補間 [2] が必要になることが知られている。

本稿では、光源を密に配置することが困難なライトステージなどを想定して、少数の照明環境で撮影された画像を用いた再照明手法を提案する。提案手法では、少数の照明環境で鏡面反射成分を効率よくとらえるために、点光源 (平行光線) だけでなく面光源やそれらの組み合わせも利用する。また、畳み込みカーネルを用いて照明環境が表現できることから、照明環境と画像補間の両方を畳み込みニューラルネットワーク (CNN) の枠組みで同時に最適化する。さらに、実画像を用いた実験を行い、提案手法の有効性を示す。

近年のコンピュータビジョン分野における CNN を用いた研究では、Chakrabarti ら [3] の手法のように、撮影済みの画像の処理方法のみならず、撮影方法 (カメラ) までも最適化するディープセンシングと呼ばれるアプローチが提案されている。本稿では畳み込みカーネルを用いることで照明環境の最適化が可能であることに着目し、CNN の

枠組みにおいて、再照明を行うために照明環境も最適化する新たなアプローチを提案する。

2 提案手法

2.1 学習と検証

少数の照明環境下の画像から再照明を行うために、図1のように、入力として最適な照明環境で撮影した少数の画像を使用し、特定の単一光源下の再照明画像を出力とするネットワークを考える。学習では、大きさ・方向の異なる単一光源下画像を入力とし、CNN の枠組みにおいて、図1の撮像層で照明環境を、画像補間ネットワークで非線形な再照明手法を学習し、照明環境および画像補間の同時最適化を行う。

2.2 光源点灯パターン

最適な照明環境として、特定の大きさ・方向の光源の組み合わせ方 (点灯パターン) を考える。複数の光源を組み合わせることで同時点灯したパターン下で撮影された画像は、重ね合わせの原理により、単一光源下で撮影された画像の線形結合で表現され、各光源の明るさが結合係数となる。このような線形結合は CNN の枠組みにおいて  $1 \times 1$  の畳み込みで表現されることから、最適な点灯パターンの学習は、図1の撮像層における  $1 \times 1$  の畳み込みカーネルの学習に帰着する。

2.3 同時最適化ネットワーク

再照明画像の生成において、拡散反射成分は、異なる光源方向下で撮影した3枚の基底画像の線形結合により補間できるのに対して、鏡面反射成分や影の補間には非線形の補間が必要である。そこで、少数の最適な照明環境下の画像を入力とし、特定の単一光源下画像を生成する非線形補間を図1の画像補間ネットワークで学習する。具体的に

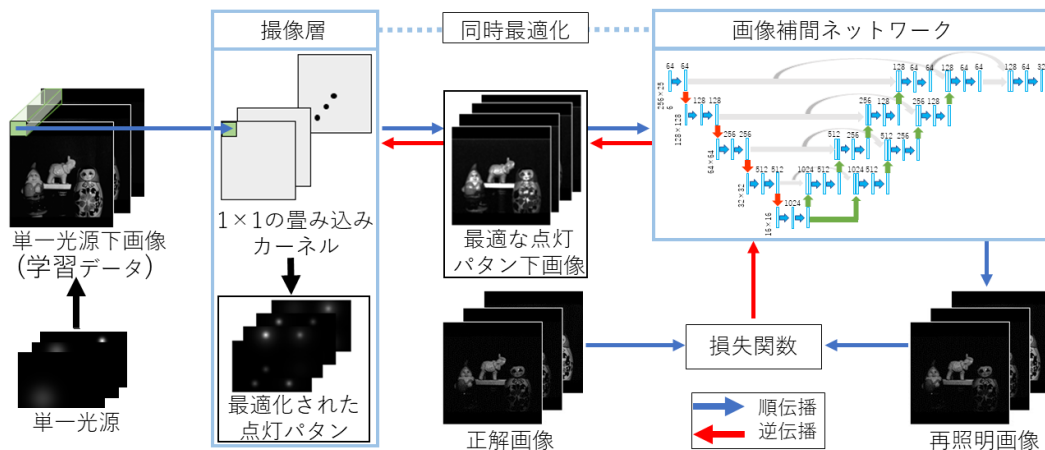


図 1: 点灯パターンと画像補間の同時最適化ネットワーク

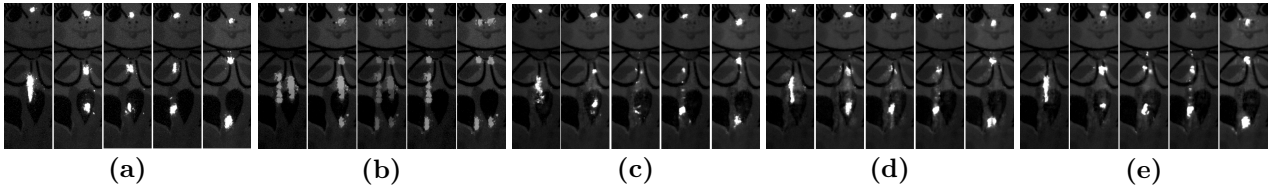


図 2: 正解画像と再照明結果

は、画像補間ネットワークとして U-Net のデコーダ部分を 2 つに増やしたネットワークを用いる。デコーダ部分の層を増やすことでより多くの特徴マップを用いた学習を行うとともに、スキップコネクションにより大域的な特徴と局所的な特徴をとらえることで、拡散反射などの低周波成分および鏡面反射や影などの高周波成分の両方の補間が可能であると考えられる。前述の  $1 \times 1$  の畳み込みカーネルの学習、および、画像補間ネットワークの学習を同時に行うことによって、点灯パターンと画像補間の同時最適化を行う。

### 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 を利用することでライトステージを模倣した多方向の光源の作成が可能である。入力画像として図 3(a), (b), (c) の 4 方向・3 サイズの光源をそれぞれ順番に点灯した単一光源下画像 12 枚、正解画像として図 3(d) の 5 方向の光源をそれぞれ順番に点灯した単一光源下画像 5 枚を用いた。今回の実験では学習データとして 8 シーン、評価データとして 1 シーン、テストデータとして 5 シーンの画像を準備して実験を行った。限られた学習データから効率的に学習するために、画像データを  $256 \times 256$  のサイズの小画像としてランダムに切り出して使用した。

図 2 に、(a) 正解画像、(b) 図 3(a) の 4 方向の単一点光源下画像 4 枚を用いて単純な線形補間により生成した画像、(c) 図 3(a) の 4 方向の単一点光源下画像 4 枚を用いて生成した画像、(d) 最適化された照明環境下画像 4 枚を用いて生成した画像 (提案手法)、(e) 図 3(a), (b), (c) の 4 方向・3 サイズの単一光源下画像 12 枚を用いて生成した画像を示す。

まず、図 2(b) の単純な線形補間により生成した画像では、図 2(a) の正解画像と比較すると鏡面反射の位置および外形が大きく異なり、補間が不十分であることが確認できる。次に、図 2(c) の 4 つの点光源のみを用いて生成された画像は鏡面反射の位置および外形とも概ね正しい。しかし、図 2(d) の提案手法と比較すると提案手法の方が良好な結果が得られている。また、図 2(e) の 12 枚の画像を用いて生成された画像と図 2(d) を比較すると、図 2(d) は図 2(e) よりも画像数を減らしたにもかかわらず、鏡面反射の位置および外形が類似しており、定性的に良好な結果が得られている。

続いて、図 2(b)-(e) の画像間の定量比較を行っ

表 1: 定量比較結果

図 2	PSNR $\uparrow$	SSIM $\uparrow$
(b) 線形補間 (単一サイズ光源下 4 枚)	36.85	0.932
(c) 非線形補間 (単一サイズ光源下 4 枚)	39.65	0.945
(d) 提案手法: 非線形補間 (最適照明下 4 枚)	40.01	0.947
(e) 非線形補間 (複数サイズ光源下 12 枚)	40.44	0.948

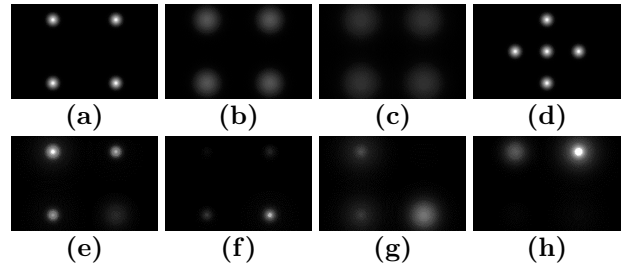


図 3: 光源点灯パターン

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、図 2(d) の提案手法が図 2(b), (c) の点光源のみを用いて生成された画像よりも良好な結果が得られている。また、図 2(e) の 12 枚の画像を用いた結果と比較しても大きな差はなく、提案手法の有効性を確認できる。併せて、図 3(e)-(h) に今回の実験で得られた最適な点灯パターンを示す。最適な点灯パターンでは、点光源のみならず、面光源も利用していることが確認できる。

### 4 むすび

本稿では、再照明のための照明環境と画像補間の同時最適化手法を提案した。より高精度に画像補間を行うために、偏光カメラや CNN を用いて反射成分の分離を行い、各成分ごとに画像補間を行うネットワークの作成が今後の課題である。

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] A. Shashua, “On photometric issues in 3D visual recognition from a single image”, IJCV, Vol.21, No.1-2, pp.99-122, 1997.
- [2] M. Fuchs, H. Lensch, V. Blanz, and H. Seidel, “Superresolution Reflectance Fields: Synthesizing images for intermediate light directions”, In Proc. EGSR2007, pp.447-456, 2007.
- [3] A. Chakrabarti, “Learning sensor multiplexing design through back-propagation”, In Proc. NIPS2016, pp.3081-3089, 2016.