



# 深層学習によるノイズ画像の光源推定に関する基礎実験

濱口真太郎<sup>1)</sup>, 箕浦弘人<sup>2)</sup>

1) 鈴鹿工業高等専門学校 専攻科 総合イノベーション工学専攻  
(〒 510-0294 三重県鈴鹿市白子町, h30a20@ed.cc.suzuka-ct.ac.jp)

2) 鈴鹿工業高等専門学校 電子情報工学科  
(〒 510-0294 三重県鈴鹿市白子町, minoura@info.suzuka-ct.ac.jp)

**概要:** CG と実写画像を違和感なく合成するためには、光源の整合性が求められる。このため、光源位置を正しく把握する必要がある、理想的な条件下では深層学習を用いて良好な結果が得られている。そこで、ノイズを含む画像でも光源推定が可能か検証した。その結果、ノイズを含んだ画像でも深層学習を用いて平面の陰影画像から光源位置を推定できた。また、標本点を増やすことでノイズの影響による損失を抑えることができた。

**キーワード:** 光源推定, 深層学習, ノイズ画像

## 1. 背景

コンピュータグラフィックスを用いた画像の合成は様々な分野で浸透してきている。しかし、合成した画像に違和感を感じることも少なくなく、この違和感の原因の一つに光源による光学的整合性の欠如が挙げられる。この問題を解決するためには、光源の位置を正しく把握する必要がある。そこで、これまでの研究のような初期値に依存する Newton 法といった数値計算的な手法ではなく、初期値に依存しない機械学習を用いた光源位置の推定方法を提案し、理想的な条件の画像を用いて良好な結果が得られた [1]。しかし、ノイズが含まれた画像に対しては検討されていない。そこで本研究では、ノイズが含まれた画像についても機械学習を用いた光源推定手法が有効であるかを検証する。

## 2. 実験

本研究では深層学習を用いて光源情報の推定を行う。標本となる陰影画像はランベルト反射面に対して、位置と輝度をランダムに設定した一つの点光源を与えた画像から標本点を指定し、その輝度にノイズを与えた値を標本点として用いた。

### 2.1 教師データ

教師データとして光源に対する陰影画像を生成する。最初に光源の位置を  $(x, y, z)$  ( $0 \leq x, y \leq 50, 5 \leq z \leq 50$ ) からランダムに設定する。また、輝度の値  $L$  は  $(0.5 \leq L \leq 1.0)$  の範囲からランダムに設定する。この値を用いて、画像中に等間隔で配置した  $N^2$  ( $N = 5, 6, 7, 8, 9, 10$ ) 点の画素値をランベルト反射モデルを用いて計算し、輝度値の 0~10% の割合でノイズを加え、これを教師データとする (図 1)。このとき、乱数には Mersenne twister を用いる。これを生成モデルとし、生成しながら学習する。

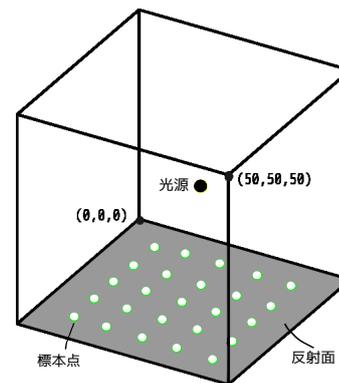


図 1: 光源位置の決定と標本点

### 2.2 ネットワークモデル

今回の研究では、入力層と出力層、隠れ層を 2 層とした計 4 層からなるディープニューラルネットワーク (DNN) を用いる。入力層を画像サイズである  $N^2$  次元、出力層を位置を表す 3 次元座標  $(x, y, z)$  と輝度  $L$  からなる 4 次元、隠れ層を入力層側から 64, 32 とし、損失を光源パラメータの真値と、標本点から推定した値とのユークリッド距離とする。

## 3. 結果と考察

図 2 は横軸をノイズの割合、図 4 は横軸を標本点の数とし、縦軸を収束後の損失の平均値を纏めたグラフ、図 3 は横軸をノイズの割合、図 5 は横軸を標本点の数、縦軸を収束後の分散を纏めたグラフである。全体として、グラフに表示されていない外れ値は有るものの、以下の事が予想される。図 2 からノイズの割合を大きくすると損失の値も大きくなる線形関係にあることが予想される。図 3 から多少の外れ値はあるものの、ノイズの割合を大きくすると分散の

値も大きくなることから分かる。これはノイズの割合が大きくなると、ノイズ成分が与える影響が大きくなるため、各ステップでのノイズの影響の大小により分散が大きくなったと考えられる。図2,3からノイズの割合が大きくなると、損失の平均及び損失の分散が共に大きくなること分かった。図4から、標本点を増やすとノイズの影響が低減され、損失の平均値が改善されることがわかる。図5から、標本点を増やすと、多少外れ値が目立つものの全体の傾向としては損失の分散は小さくなり、ノイズの影響が低減されることがわかる。図6は0,3,6,9%のノイズを加えた、縦軸を損失、横軸を実行ステップ数としたグラフである。このグラフから損失が収束するまでに0%のノイズを加えた場合は少し収束に時間がかかっているが、それ以外は収束の時間変化はほぼ見られなかった。

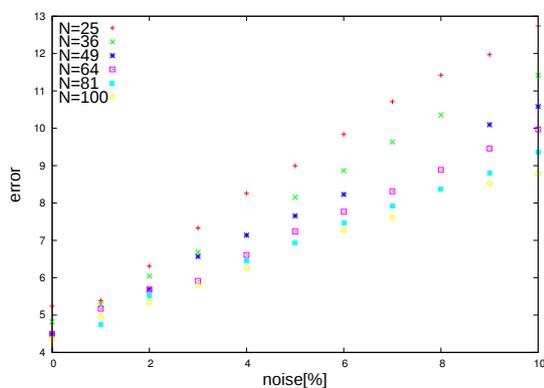


図 2: ノイズ割合に対するの損失の平均値の比較

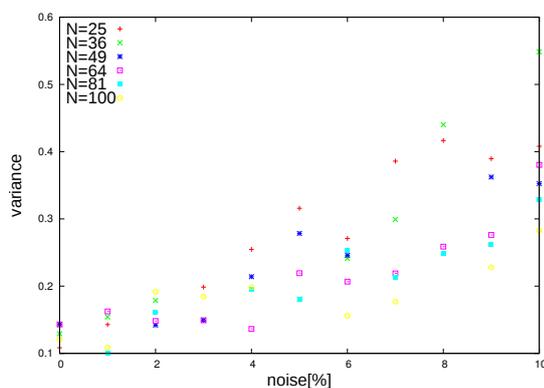


図 3: ノイズ割合に対する損失の分散の比較

#### 4. 結論

ノイズを加えた場合でも、深層学習を用いることで平面の陰影画像から光源の位置及び輝度を推定することが可能であることが分かった。ノイズを加えたことで損失の値の分散が大きくなったが、標本点を増やすことで対応可能であることが示された。さらに、ノイズを加えた画像でも先行研究と同様に輝度の推定が可能であることが示された。しかし、外れ値が現れることがあったので、外れ値を対策す

る必要がある。この対策の為にも、今後 DNN の構成を最適化していく予定である。更に、今回は理想的な背景が無地の画像にノイズを加えた画像で実験を行ったが、実画像は無地ではないので、今後はより実画像に近い背景に模様をついた画像でも推定可能か調べる必要がある。

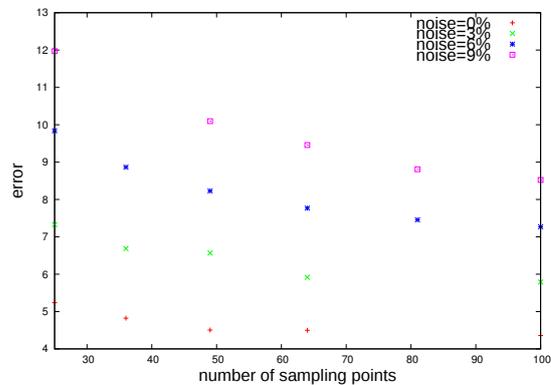


図 4: 標本点数に対する損失の平均値の比較

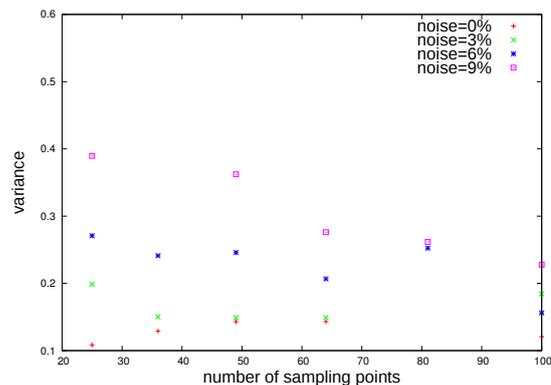


図 5: 標本点数に対するの損失の分散の比較

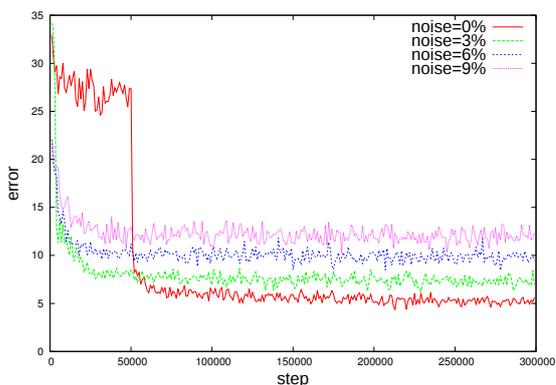


図 6: step 数に対する損失

#### 参考文献

- [1] 箕浦 弘人: "Deep Learning を用いた光源パラメータ推定に関する研究", 第 22 回日本バーチャルリアリティ学会大会, 2017.