

畳み込みニューラルネットワークを用いた赤外線画像のカラー化

Colorization of Infrared Images with Convolution Neural Networks

三浦 大輝†

黒木 修隆†

廣瀬 哲也†

沼 昌宏†

Taiki Miura

Nobutaka Kuroki

Tetsuya Hirose

Masahiro Numa

1. はじめに

夜間に赤外線を利用して撮影された画像は彩度が極端に低くなり、被写体の特徴を捉えることが難しくなる。そこで現在、赤外線画像をカラー化する技術が求められている。

1.1 従来手法の概要

赤外線画像とは異なるが、白黒画像を畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いてカラー化する手法 [1] が提案されている。従来手法の流れを図 1 に示す。この手法では、画像を $L^*a^*b^*$ と呼ばれる色空間で取り扱う。白黒画像はカラー画像の L^* 成分の画像に相当するため、CNN を用いて入力画像から a^* 成分と b^* 成分の画像を推定する。その後、入力画像と推定した成分を合成することで目的のカラー画像を得る。

1.2 問題点

従来手法では、 L^* 成分の画像が入力されることが前提であり、 a^* 成分と b^* 成分の画像しか推定しない。 L^* 成分の代わりに赤外線画像のような波長の異なる画像を入力すると、不自然な着色が行われる。

2. 提案手法

畳み込みニューラルネットワークを用いた赤外線画像のカラー化手法について提案する。

2.1 提案手法の概要

提案手法では、図 2 に示すような 3 層の畳み込み層で構成される CNN を用いる。入力赤外線画像はカラー画像のいずれの成分にも該当しないため、着色するにはカラー画像に必要なすべての成分を推定しなければならない。そこで、提案手法では CNN を用いて入力画像から RGB の 3 つの成分を推定する。その後、推定した 3 つの成分を合成

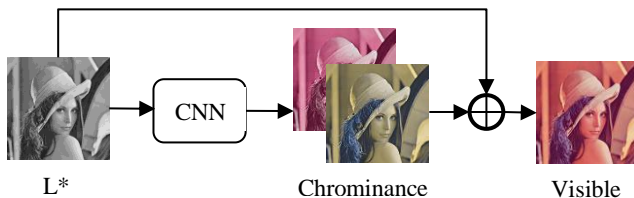


図 1 従来手法の流れ

することで目的のカラー画像を得る。

2.2 推定段階

入力する赤外線画像を Y とすると、1 層目の特徴マップは、

$$F_1(Y) = \max(0, Y * W_1 + B_1) \quad (1)$$

のように求める。ここで、 W_1 はフィルタ、 B_1 はバイアスである。次に、2 層目の特徴マップは、

$$F_2(Y) = \max(0, F_1(Y) * W_2 + B_2) \quad (2)$$

のように求める。最後に、第 3 層では $F_2(Y)$ を元に RGB 成分の画像を生成する。RGB 成分の画像をそれぞれ y_R, y_G, y_B とすると、3ch の出力画像 $F(Y) = (y_R, y_G, y_B)$ は、

$$F(Y) = F_2(Y) * W_3 + B_3 \quad (3)$$

のように求める。

2.3 学習段階

学習段階では、入力画像を赤外線画像、教師画像をカラー画像とする。そして、出力画像と教師画像を成分ごとに比較し、それぞれの誤差が小さくなるように誤差逆伝播法を用いて W および B の値を更新する。

3. 実験

3.1 実験内容

従来手法と提案手法を用いて赤外線画像のカラー化を行った。学習用画像および評価用画像には SONY の赤外線カメラ (HDR-HC1) を用いて上半身を撮影し、得られた赤外線画像とカラー画像 24 組の画像を使用した。24 組の画像のうち 20 組を学習用画像とし、残りの 4 組の画像を評価用

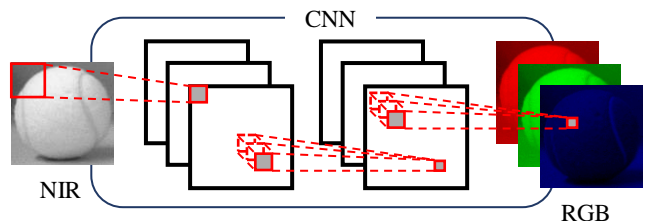


図 2 提案手法の CNN 構造

† 神戸大学大学院工学研究科,

Graduate School of Engineering, Kobe University

表 1 カラー化後の PSNR

評価用画像	PSNR [dB]	
	従来手法	提案手法
A	20.27	25.28
B	14.30	25.30
C	16.66	25.92
D	15.38	25.55
平均	16.65	25.51

画像とした。評価項目は、評価用画像の Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) とする。提案手法における CNN のフィルタサイズは 1 層目から順に 5-5-3, 特徴マップ数は 256-128-3 とした。また、学習時の学習係数は 10^{-3} とし、150 万回のバックプロパゲーションを行った。

3.2 結果と考察

表 1 に従来手法と提案手法における各評価用画像の PSNR とその平均値を示す。表 1 より、提案手法では全ての評価用画像において従来手法より高い PSNR が得られ、平均で 8.86 dB の向上が見られた。このことから、提案手法では従来手法よりもカラー画像に近い色で着色できたといえる。

次に、図 3 に処理結果を示す。顔に注目すると、従来手法では肌の色がカラー画像に比べて明るく着色される結果となった。これは、赤外線画像では人の肌の色が明るく写る傾向があるためだと考えられる。それに対して、提案手法では比較的カラー画像に近い肌色で着色できた。一方で、提案手法では、顔や服の一部に明らかに不自然な着色が見られる。これは、提案手法の CNN が顔や服をうまく識別できなかったためだと考えられる。この問題は、セグメンテーションと呼ばれるピクセルごとにクラス分類を行う技術を導入することで改善が見込まれる。

4. まとめ

本稿では、赤外線画像の自然な着色を目的として、畳み込みニューラルネットワークを用いたカラー化手法を提案した。評価実験の結果、特定の撮影環境では、赤外線画像に対してカラー画像に近い着色を行うことができた。今後は、より汎用的な赤外線画像に対応すべく改善していく必要がある。

参考文献

- [1] S. Iizuka, E. Simo-Serra, H. Ishikawa, "Let there be Color!: Joint end-to-end learning of global and local image priors for automatic image colorization with simultaneous classification," *ACM Transaction on Graphics (Proc. of SIGGRAPH 2016)*, 2016.



(a) カラー画像



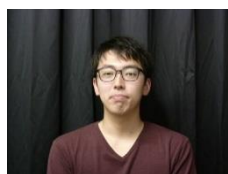
(b) 赤外線画像



(c) 従来手法



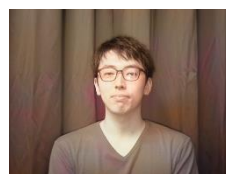
(d) 提案手法



(e) カラー画像



(f) 赤外線画像



(g) 従来手法



(h) 提案手法



(i) カラー画像



(j) 赤外線画像



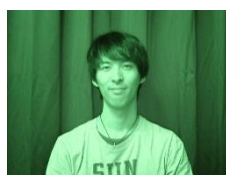
(k) 従来手法



(l) 提案手法



(m) カラー画像



(n) 赤外線画像



(o) 従来手法



(p) 提案手法

図 3 処理結果