

海苔の色落ち判定のための補正技術開発

Development of Color Correction Technology for Recognizing Seaweed Discoloration

研究学生：カーロス・フィンセン
Vincent Carlos

指導教員：江崎修央
Nobuo Ezaki

y = original image

1. 研究背景と目的

三重県鳥羽市では海苔の浮き流し養殖が盛んに行われている。しかしながら、海苔が色落ちすると商品価値が下がってしまうため、色落ちの状態をリアルタイムに遠隔監視したいという要望を得ている。そこで、昨年度からスマートフォンを用いた遠隔監視システムを構築し、監視機能を実現している。ところが、撮影される画像は天候や日照によって色が変化してしまう。

本研究では、CNN (Convolutional Neural Network) を用いた色の補正処理を構築することとした。

2. 補正処理機能の構築

CNN を用いた機械学習により構築する補正処理機能の概要を図1に示す。まず、Python の画像処理ライブラリである Pillow の画像 900 枚に対して彩度の変換を行った画像とオリジナル画像を正解データとして学習を行う。学習モデルは、評価関数と彩度の変換処理を2種類ずつ用意し、それぞれの組み合わせにより4種類を作成した(表1)。

評価用の画像としては、理想的な状態で撮影された浮き流し養殖における海苔画像5枚を用意し、同様の彩度変換処理を施して、オリジナル画像にどれだけ近づくかを確認した。

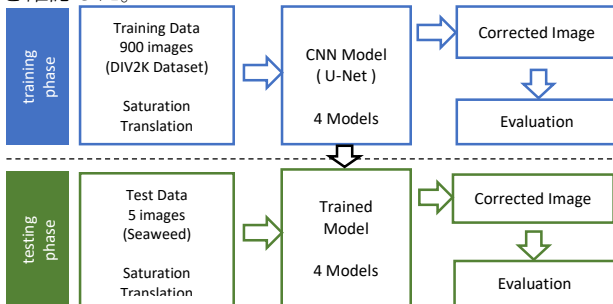


図1 補正処理機能の概要

表1 構築した補正処理機能 (4種類)

モデル	彩度変化の範囲	評価関数
Model 1	0.75-1.1	平均二乗誤差
Model 2	0.75-1.1	視知覚誤差
Model 3	進歩的学習	平均二乗誤差
Model 4	進歩的学習	視知覚誤差

3. 構築モデルで利用した評価関数など

各モデルの構築で用意した評価関数は、以下の通りである。

(1) 最小二乗誤差

$$MSE = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=0}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \right)$$

n = number of pixels
 \hat{y} = corrected image

(2) 視知覚誤差

視知覚誤差とは自然な画像を復興するための関連特性損失である^[1]。それにより、出力と正解データをそれぞれ VGG モデルに入れ、層9の出力で平均二乗誤差を評価として計算する。

また、彩度変化に用いた進歩的学習とは徐々に難しさを増加する方法である^[2]。本研究の進歩的学習は3つの手順がある。まず、正解データの彩度値を0.1-0.4の範囲でランダムに変更させ、0.4の正解彩度として学習させる。そして、得られたモデルをまた0.4-0.75の彩度値の範囲で学習させる。最後に、0.75-1.1の範囲で学習させる。

4. 実験結果と考察

実験結果の一例を図2に示す。今回の結果では、Model 4 が最もオリジナル画像に近いことが判明した。しかしながら評価用の画像が5枚と少ないことから、今後はサンプル画像をさらに増やして実験を行う必要があると考える。



図2 実験結果

5. 参考文献

[1] Christian Ledig : " Photo-Realistic Single Image Super-Resolution using a Generative Adversarial Network " arXiv:1609.04802 (2017年5月25日参照)

[2] Jaakko Letihnen : ” Noise2Noise: Learning Image Restoration without Clean Data ” arXiv:1803.04189 (2018 年 10 月 29 日参照)