

## 深層学習による河川空撮モノクロ画像の着色化アルゴリズムの開発

### Development of a Colorization Algorithm for Monochrome Imagery of River Aerial Photographs by Deep Learning

宮本 仁 志                      石 井 隆 世                      カルボノ パトリス  
Hitoshi Miyamoto              Ryusei Ishii                      Patrice Carbouneau

#### 1. はじめに

河川環境の長期的変遷を考慮して河道のもつ特性を理解することは、治水の安全性や河川環境の保全をはじめ河川を適切に管理する上で大変重要である。その際、極端事象が顕在化する地球温暖化や人間の経済活動の影響が少ない過去まで遡り、自然に近い状態で河道特性を把握することができれば、そこから貴重な河川の管理指針を得ることが期待できる。本研究では、日本全国で第二次世界大戦前後に空撮されたモノクロの空中写真を利用して、それを河川流域の変遷解析に繋げるための最新の AI 技術を検討している。本稿では、特に、深層学習を用いて河川流域の空撮画像をカラー着色することによって過去の河川環境情報を引き出す技術開発<sup>1)</sup>の概要を紹介する。

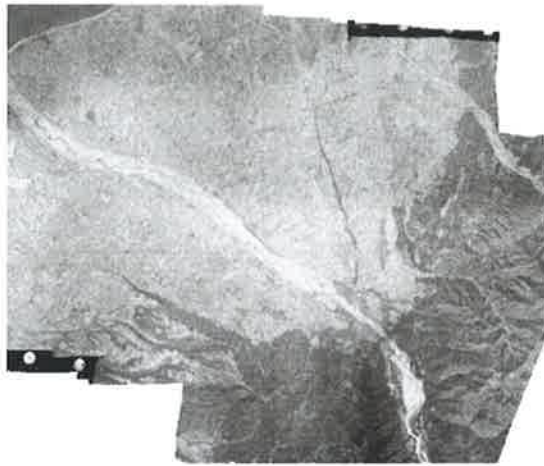
#### 2. 手 法

##### 2. 1 着色化のアルゴリズム

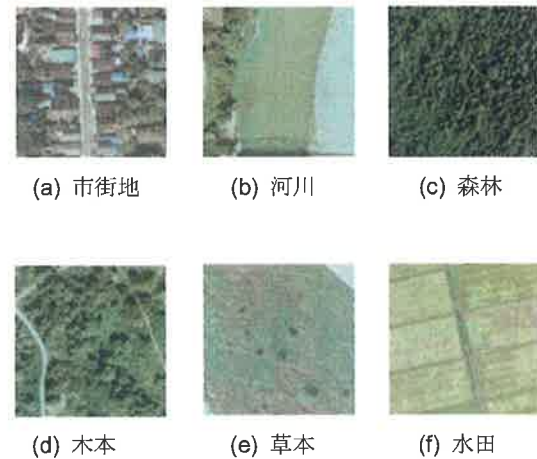
モノクロ空中写真の着色化アルゴリズムは 2015 年頃から研究開発が進められ、主に CNN(Convolutional Neural Network)や GAN(Generative Adversarial Networks)などを基幹モデルとしたアルゴリズムが開発されている<sup>2)</sup>。本研究では、学習済み CNN の一種である VGG16<sup>3)</sup>を利用した NST(Neural Style Transfer)<sup>4)</sup>を着色化アルゴリズムとして選定した。この NST は、CNN の途中プロセスで得られる情報をうまく利用することによって、一つの画像の構造(コンテンツ画像)ともう一つの画像の画風(スタイル画像)を抽出し、それら 2 つを合成してスタイル画像の画風をコンテンツ画像に移植した新しい画像を作成するものである。本研究では、この NST を河川モノクロ画像に適用することによってモノクロ画像を着色化する新しい手法を開発した。

##### 2. 2 対象河川の空中写真と SfM による画像合成

本研究では、再学習用のデータセットとして、黒部川・石狩川・鬼怒川で過去に空撮された空中写真の RGB 画像を利用した。一方、評価用のデータセットとしては、その 3 つの河川流域に、あらたに天竜川・吉野川・四万十川・筑後川を加えた 7 つの河川流域の RGB/モノクロ画像を利用した。これらの河川流域に対して国土地理院のデータベース<sup>5)</sup>から空中写真をダウンロードし、それらに SfM(Structure from Motion)処理を行うことで再学習・評価用のオルソ画像を生成した。SfM 処理には Agisoft Metashape を用いた。図 1 に、黒部川の空中写真を SfM 処理した 1970 年代のモノクロオルソ画像を示す。



図一 黒部川流域のモノクロオルソ画像(1970年代)



図二 各土地被覆のイメージタイル

### 2. 3 再学習用データセットと土地被覆分類

再学習用のデータセットは、解像度  $1\text{m} \times 1\text{m}$  のオルソ画像から、QGIS を用いて土地被覆ごとに抽出した  $100\text{ pixel} \times 100\text{ pixel}$  の画像タイル群で構成される。本研究での土地被覆の種類は、市街地・河川・森林・木本・草本・水田の6つである。それぞれの種類について2500枚以上の画像タイルをQGISにより抽出したのち、それら画像タイルを  $90^\circ$  毎に回転させたものを加え、総計65904枚の画像タイルを学習用データセットとして用意した。図一2に、再学習で用いた各土地被覆の画像タイルを例示する。

### 2. 4 Fine Tuning によるモデルの再学習

NST で用いられる VGG16 は、大規模画像データセット ImageNet<sup>®</sup> を用いて学習させた有名なモデルの一つである。本研究では、VGG16 を前節でのデータセットを用いて再学習させ、河川流域の画像に対応するようにモデルパラメータを調整した。再学習用データセットのうち、80%を教師データで、20%を評価データで用い、Fine Tuning により VGG16 の一部の層のパラメータを再学習させた。本研究では、6種類の土地被覆の予測精度が90%を超えることをパラメータ決定の必要条件とし、条件達成時の各層のパラメータを保存してモノクロ画像の着色に用いた。表一1に、Fine Tuning の最終結果における凍結層数ごとの精度を示す。これより、凍結層が浅いほど精度が向上することが確認できる。

表一1 Fine Tuning での凍結層と予測精度

凍結層	7	11	15
予測精度	0.961	0.947	0.917

### 2. 5 再学習済みモデルによる着色化の性能評価指標

Fine Tuning によって調整したモデルパラメータを用いて、上記の7つの河川流域を対象として NST による着色化の性能評価を行った。表一2に NST のハイパーパラメータの検討範囲を示す。精度評価には、あらかじめ正解が分かる RGB 画像と、それをグレイスケール化した画像を使用した。評価指標には、RGB 画像と着色化された画像の RMSE(Root Mean Square Error)を用いた。

表一2 NST におけるハイパーパラメータの検討範囲

コンテンツ層	6,7,8,9,10,11,12,13
エポック数	10
スタイル層の重み係数	$0.2 \times 10^3, 0.2 \times 10^4, 0.2 \times 10^5$
fine tuningの凍結層	7,11,15

### 3. 結果と考察

#### 3. 1 RMSE 誤差評価指標による最適ハイパーパラメータの検討

RMSE の平均  $\mu$  と標準偏差  $\sigma$  を用いて、7 つの河川流域で最適なハイパーパラメータを同定した。図-3 に黒部川での結果を示す。ここでは、コンテンツ層 6、エポック数 10、スタイル層の重み係数  $0.2 \times 10^5$ 、Fine Tuning の凍結層 7 が最適となった。図の上段左は入力したスタイル画像、同右は出力した着色画像、下段左は RMSE の空間分布、同右は RMSE のヒストグラムであり、平均  $\mu$ 、標準偏差  $\sigma$ 、最大値  $Max$  を併記している。これより、RMSE の平均  $\mu$  が 12.93、標準偏差  $\sigma$  が 9.29 となり、ヒストグラムの分布の特徴も考慮すると、他のハイパーパラメータの結果に比べて着色化精度が良いと評価された。さらに、表-2 の検討範囲内では、すべての河川流域においてコンテンツ層の層数を増加させるほど着色が粗雑になった。これは、層数を増加させすぎると画像の構造的特徴が過剰に除かれてしまうためである。

表-3 は、各河川における最適ハイパーパラメータ採用時の RMSE の平均  $\mu$  と Fine Tuning の凍結層数である。これより、RMSE の平均  $\mu$  は 10-20 程度の値をとり、各河川とも概ね良好に着色されていると判断できる。ただし、再学習用のデータセットを作成した黒部川・石狩川の着色精度が相対的に高く、河道上の枯れ草が画像の多くの部分を占める鬼怒川の精度が低かった。これより、再学習時の河川の選定が着色精度に影響していることがわかる。さらに、表-1 に示すように、再学習時には凍結層が少ないほど高精度となったが、表-3 では NST の着色時には同じ傾向は示されなかった。スタイル画像の選定も含めて、入力画像の検討は今後の課題の一つである。

#### 3. 2 河川空撮モノクロ画像の着色化

図-4 は、黒部川を対象にし、最適ハイパーパラメータを用いて、これまでの検討で用いてきた RGB 画像とは異なるモノクロのオルソ画像を着色した結果である。これより、河道内の滞筋や砂州、沿川の水田など土地被覆の違いに従ってモノクロ画像がうまく着色されているのが確認でき、結果としての出力画像の着色精度は高いと判断される。

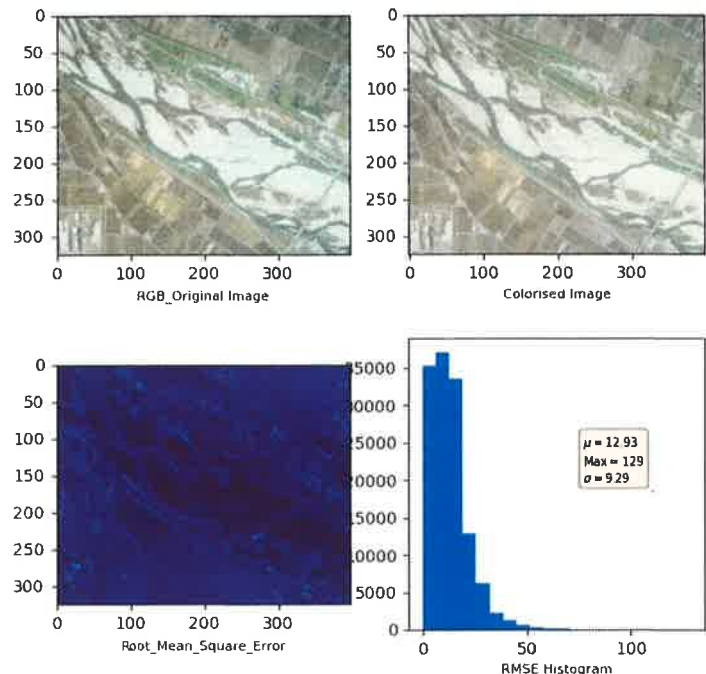
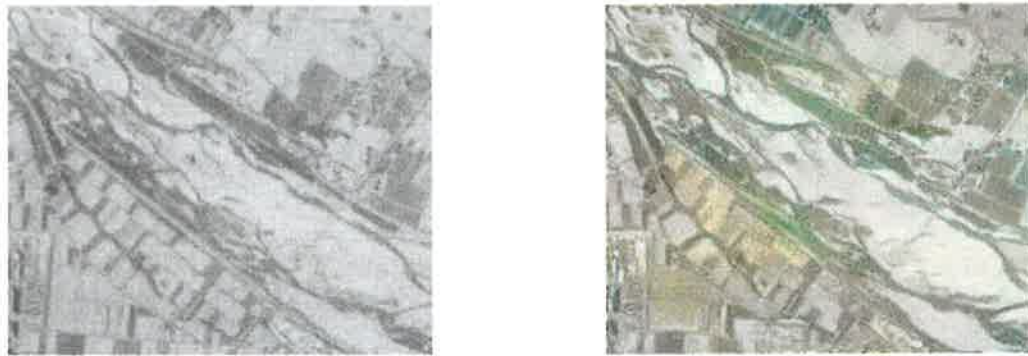


図-3 黒部川における NST の着色結果（上段左:入力スタイル画像、上段右:出力した着色画像、下段左:RMSE 空間分布、下段右:RMSE ヒストグラム）

表-3 各河川における最適ハイパーパラメータでの RMSE の平均  $\mu$  と Fine Tuning の凍結層数

	四万十	鬼怒	吉野	天竜	筑後	石狩	黒部
凍結層	11	7	15	7	15	15	7
RMSE $\mu$	21.74	21.04	19.02	15.76	14.21	12.83	9.87



(a) モノクロ画像

(b) 着色画像

図-4 深層学習を用いた河川空撮モノクロ画像の着色化の結果（黒部川）

#### 4. 結論と今後の展開

本研究では、我が国で第二次世界大戦前後に空撮されたモノクロの空中写真を利用して、それを河川流域の変遷解析に繋げるための最新のAI技術を検討している。本稿では、特に、深層学習の一手法を用いて河川流域の空撮画像をカラー着色することによって、過去の河川環境情報を引き出す技術開発の概要を紹介した。本稿での検討から、深層学習のパラメータ最適化が行われれば、モノクロ空中写真の高精度の着色が可能であることが確認された。今後は、入力画像の質に依存しない深層学習手法に加えて、得られた着色画像を土地被覆分類のAIスキーム<sup>7)</sup>に適用して、それを我が国の河川流域における河川環境の変遷解析に繋げていく予定である。

#### 参考文献

- 1) Ishii, R., Carbonneau, P., and Miyamoto, H.: Colorisation of archival aerial imagery using deep learning, EGU General Assembly 2021, online, 19-30 Apr 2021, EGU21-11925, <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu21-11925>, 2021.
- 2) 例えば, Q. Poterek, P. -A. Herrault, G. Skupinski and D. Sheeren: Deep Learning for Automatic Colorization of Legacy Grayscale Aerial Photographs, in IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 13, pp. 2899-2915, 2020, doi: 10.1109/JSTARS.2020.2992082.
- 3) K. Simonyan and A. Zisserman: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, International Conference on Learning Representations, 2015.
- 4) L. A. Gatys, A. S. Ecker, and M. Bethge: A neural algorithm of artistic style, ArXiv e-prints, Aug. 2015.
- 5) 国土地理院地図空中写真閲覧センター: <https://mapps.gsi.go.jp/> (2021/9/18 接続確認)
- 6) ImageNet. <http://www.image-net.org/> (2021/9/18 接続確認)
- 7) Carbonneau P., Dugdale S., Breckon T., Dietrich J., Fonstad M., Miyamoto H., and Woodget A.: Adopting deep learning methods for airborne RGB fluvial scene classification, Remote Sensing of Environment, 251, 112107, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112107>.

#### 著者

宮本 仁志	所員, 博士 (工学), 水工学, 河川工学
石井 隆世	芝浦工業大学大学院生, 学士 (工学)
パトリス カルボノ	ダラム大学准教授, Ph.D., 自然地理学