

景観イメージ画像作成への深層学習の利用可能性

愛知工業大学 正会員 ○山本 義幸

1. はじめに

景観に関わる事業では、住民説明会等で提示する景観イメージが必須である。その景観イメージの作成にあたっては、担当者の主観に偏ったり、アンケート調査で住民の意見を取り入れながらでは時間がかかるなどの課題がある。これに対して、近年では、深層学習を利用した画像生成技術に関する研究が進められている。この技術を景観イメージの作成に利用できれば、安価で客観性を担保した景観イメージ画像作成が期待できる。

本研究は、深層学習を利用した景観イメージ画像作成について検討する。作成する景観イメージは無電柱化の街路で、電柱が設置されている街路の写真を深層学習で無電柱化イメージ画像に変換する。作成したイメージ画像から、景観イメージ画像作成への深層学習の利用可能性を明らかにする。

2. 画像生成の深層学習

画像生成に関わる深層学習として、Neural Style Transfer¹⁾とCycleGAN²⁾の2つを利用した。先行研究³⁾では、これらの深層学習でフォント変換を行い、その変換特性を明らかにした。以下に、これらの概要を述べる。

(1) Neural Style Transfer (NST)

NSTは、画像に映っている対象の位置・構成(コンテンツ)は保ちつつ、画像の画風(スタイル)だけを異なるものに変換する⁴⁾。

(2) CycleGAN (CGAN)

CycleGANは、GAN(Generative Adversal Networks: 敵対性生成ネットワーク)の一種で、あるカテゴリの画像を別のカテゴリの画像へ類似性を保ったまま変換する。例えば、ウマの画像をシマウマの画像に変換する等である。

3. 深層学習による景観イメージ作成

(1) 対象景観

本研究では、中心市街地の街路において無電柱化した後の景観イメージを対象とした。これにおいて、名古屋駅東口周辺のエリアを実対象地域とした。この対象地域にて、数kmにわたり車にて、無電柱化地域および電柱あり地域(電柱化地域)を撮影した。

(2) 使用画像

対象地において、アクションカメラを車に取付、移動しながら動画(60fps)で取得した後、分割した画像を使用する。解像度は、2704画素×1520画素である。ただし、このサイズで深層学習に入力すると計算負荷が大きいので、画像中心において1520画素×1520画素(アスペクト比1:1)で切り出した後、256画素×256画素に縮小した。これらの画像から、無電柱化地域と電柱化地域で、ある程度、景観構成(道路幅や沿道の建物など)が似ている街路域の画像を選定して、CGANの学習データとした。結果として、それぞれの地域の学習データとして1350枚ずつ、テストデータ(画像)を150枚とした。これらは、おおよそ数100m程度の街路の画像であった。

(3) 深層学習

NSTでコンテンツとスタイルを表す特徴量はVGG16から算出した。コンテンツ画像はCGANのテスト画像、スタイル画像はそれに類似する無電柱化画像を選定し設定した。反復回数は10回とした。CGANでは、学習回数は140回とした。



図 1a テスト画像(事例 1)



図 1bCGAN 変換結果(事例 1)



図 1c NST 変換結果(事例 1)



図 1dNST スタイル画像(事例 1)



図 2a テスト画像(事例 2)

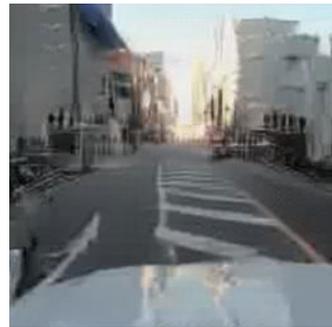


図 2bCGAN 変換結果(事例 2)



図 2c NST 変換結果(事例 2)

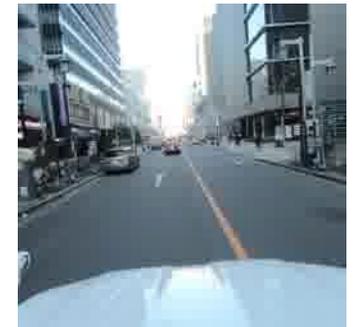


図 2dNST スタイル画像(事例 2)



図 3a テスト画像(事例 3)



図 3bCGAN 変換結果(事例 3)



図 3c NST 変換結果(事例 3)

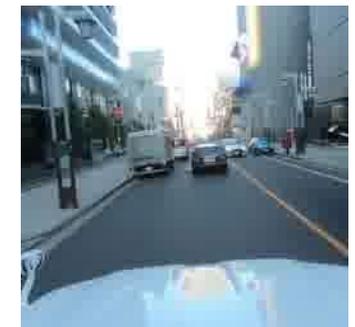


図 3dNST スタイル画像(事例 3)

4. 作成結果・考察

図 1a～図 3d に、3 つの作成事例を示す。本来ならば、テスト画像から電柱及び電線のみ除去され他の部分は変わらない変換結果が望ましいが、いずれの手法においても、それらを満たす結果は示されなかった。今後、CGAN では PSNR といった画像類似度指標を用いて、与える 2 種類の入力データの類似度と変換結果の関連について検討を行う。NST においては、変換モデルの各ネットワークにおける最適化を進め、景観イメージ画像作成への適用性について検討する。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP19K04657 の助成を受けたものです。

参考文献

- 1) Gatys, L. A., Ecker, A.S. and Bethge, M: Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks, Proc. of IEEE ComputerVision and Pattern Recognition, 2016.
- 2) Zhu, J.-Y., Park, T., Isola, P. and Efros, A. A.: Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks, IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017.
- 3) 成沢淳史, 柳井啓司: Neural Style Transfer と CycleGAN を利用したフォント変換, 第 20 回画像の認識・理解シンポジウム, 2017.
- 4) 太田満久, 須藤広大, 黒澤匠雄, 小田大輔: 現場で使える! TensorFlow 開発入門, pp.218-246, 翔泳社, 2018.