

Image Inpainting による景観予測画像の作成

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予測画像が必須である。しかしながら、その景観予測画像の作成では、担当者の主観に偏ったり、作成コスト等の課題を有している。これに対して、近年革新的な成果を示している、深層学習による画像生成技術（深層生成）が応用利用できれば、安価で客観性を担保した景観予測画像の作成が期待できる。前報¹⁾では、深層生成手法のうち、画風変換を得意とする Neural Style Transfer と、2つのカテゴリーの画像をそれぞれの特徴を保持して相互変換する CycleGAN を利用して無電柱化の景観予測画像の作成を試みた。結果として、電柱のない景観予測画像を作成することはできたが、周辺の建物の様相も変わってしまう課題が得られた。これに対して、欠損箇所を周辺の色調に違和感なく修復する Image Inpainting（画像修復）を利用することで、例えば、電柱箇所を周辺の色調に調和させて無電柱化の景観予測画像の作成が期待される。この手法による景観予測画像の作成の自動化が確立できれば、公共構造物に関わる事業を、景観という観点で、円滑に進めるための合意形成支援にも寄与するものと考えられる。

本研究は、Image Inpainting による景観予測画像の作成について検討する。今回は、ケーススタディとして、無電柱化の景観予測画像の作成で対象を電柱とし、電柱が設置されている街路の写真から Image Inpainting で無電柱化予測画像を作成する。作成結果から、一般的な対象に関わる景観予測画像の作成可能性について考察する。

2. Image Inpainting

Image Inpainting は、画像中の欠損箇所を違和感なく修復するタスクの総称である。基本的には、「マスク領域」と「非マスク領域」（本研究では、マスク領域が電柱箇所、非マスク領域が非電柱箇所となる）において、マスク領域のパッチ（小さい領域）に対して非マスク領域の全てのパッチから最も合うものを貼り付けることで修復する。本研究で景観予測画像の作成手法として検討する Image Inpainting は、Contextual Attention²⁾と Gated Conv³⁾という2つの深層生成手法を利用した DeepFillv2⁴⁾である。Contextual Attention は、パッチレベルでマスク領域と非マスク領域の類似度を計算し、マスク領域のパッチに非マスク領域のパッチ群を適切な組み合わせ（配分）でブレンドしたようにコピーする手法である。Gated Conv は、マスク領域の修復過程を、P-Conv⁵⁾に代表されるルールベースから、柔軟な表現で修復できるようにニューラルネットワークによる学習ベースで決定する方法をとったものである⁶⁾。

3. 景観予測画像の作成

本研究では、団地の街路において無電柱化を実施した際の景観予測画像を対象とした。愛知県内の電柱を有す団地において、車にカメラを取り付けて走行しながら動画撮影した。

（１）使用画像

対象の団地において、アクションカメラを車に取付、移動しながら取得した動画（60fps）から分割した画像を使用する。解像度は、4K である。ただし、このサイズでの処理は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。

（２）作成方法

U-Net⁷⁾で、画像から電柱を抽出し、そこをマスク領域として、DeepFillv2 で修復し、無電柱化の景観予測画像を作成した。



写真1 入力画像（現地写真）

写真2 電柱抽出結果

写真3 景観予測画像

4. 作成結果・考察

入力画像（写真1）から U-Net で抽出した電柱は写真2の白色箇所である。遠方に位置する電柱の抽出は不十分だったが、近方にある電柱は明確に抽出された。この不十分な抽出結果は、U-Net での学習が学習データ量ならびに学習回数ともに十分でなかったためと考えられる。しかしながら、これらについては改善が容易であることから、U-Net による電柱抽出精度の向上のハードルは低いものと推察される。景観予測画像（写真3）は、電柱抽出結果（写真2）から image inpainting で作成したが、近方の電柱箇所は違和感を有する不自然な画像修復結果となった。一方で、遠方にある電柱箇所においては、周辺の色調に調和した違和感が少ない画像修復結果が確認された。これらの作成レベルの違いの要因は「対象周辺の色調」と「修復領域（マスク領域）のサイズ」の2つが考えられ詳細な検討が必要であるが、遠方に位置してサイズが小さな電柱については無電柱化の景観予測画像の構成を可能にするものと考えられる。よって、対象の画像内でのサイズを小さくするなど、求める対象自体の色調を周囲に調和させた景観予測画像を作成可能と考える。

5. 結論

Image Inpainting による景観予測画像の作成について検討した結果、「対象周辺の色調」ならびに「修復領域（マスク領域）のサイズ」が作成レベルに影響を与える要因として推察されたが、その対象を画像内で小さなサイズにするなどによって、求める対象自体の色調を周囲に調和させた景観予測画像可能と考える。

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) 山本義幸：景観イメージ画像作成への深層学習の利用可能性，令和3年度土木学会中部支部研究発表会，2021.
- 2) Yu, Jiahui et al: Generative Image Inpainting with Contextual Attention, arXiv preprint arXiv:1801.07892, 2018.
- 3) Yu, Jiahui et al: Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution, arXiv preprint arXiv:1806.03589, 2018.
- 4) JiahuiYu ,generative_inpainting, https://github.com/JiahuiYu/generative_inpainting, 2021/12 確認.
- 5) G.Liu et al : Image Inpainting for Irregular Holes Using Partial Convolutions, ECCV, pp.85-100, 2018.
- 6) こしあん@koshian2, モザイク除去から学ぶ最先端のディープラーニング, 2020.
- 7) Olaf Ronneberger et al : U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Springer, LNCS, Vol.9351: 234--241, 2015.