

目的に応じたジェネレーティブデザイン AI の体系化

Systematization of generative design AI according to purpose

○大野耕太郎^{*1}, 池之上慎吾^{*2}, 山田悟史^{*3}

Kotaro ONO^{*1}, Shingo IKENOUE^{*2}, and Satoshi YAMADA^{*3}

*1 立命館大学 理工学研究科 環境都市専攻 博士前期課程

Undergraduate, Dept. of Architecture and Urban Design, Ritsumeikan Univ.

*2 立命館大学 理工学部建築都市デザイン学科

Dept. of Architecture and Urban Design, Ritsumeikan Univ.

*3 立命館大学 理工学部建築都市デザイン学科 任期制講師・博士(工学)

Lecturer, Dept. of Architecture and Urban Design, Ritsumeikan Univ., Dr.Eng.

キーワード: 人工知能; AI; GAN

Keywords: Artificial Intelligence(AI); Generative adversarial networks(GAN)

1. はじめに

近年自動運転車や言語解析といった様々な分野において Deep Learning を用いた人工知能 (AI) 技術に対する関心が高まっている。特に近年発展している技術として敵対性生成ネットワーク (GAN)¹⁾がある。

GAN は生成器 (generator) と判別器 (discriminator) という2つのニューラルネットワークで構成されている。生成器の役割は与えられた画像に対して、元画像とは異なる画像を生成することである。判別器の役割は、生成された画像が本物かどうかを判別し、偽物画像を判別することである。GAN ではこの両者を、生成器が出力した画像に対して判別器が返す誤差が小さくなるように学習をさせる。2つのネットワークが交互に学習を行い全体としての誤差を減らしていく学習の仕組みから敵対的生成ネットワークと呼ばれている。

GAN の仕組みを応用した技術は多様化しており、これらの手法は生成内容やネットワーク構造に特徴を持つため使用目的により使い分ける必要がある。そこで本稿では、GAN の派生技術を用いたコンテンツ生成型 AI の試行と、建築分野における適用可能性の提案を行うことを目的とする。具体的には「DCGAN²⁾」「pix2pix³⁾」「CycleGAN⁴⁾」の3種を用いた検証を行う。なお各モデルにおいて生成画像のサイズは 256 × 256 ピクセルの RGB 画像とし、モデルの生成には DeepLearning のフレームワークである Pytorch⁴⁾を用いた。

2. DCGAN

2.1 DCGAN の概要とネットワーク構造の説明

DCGAN は従来の GAN 手法に対して畳み込みニューラルネットワークを適用することで学習がより進みやすくするようにした技術である。DCGAN ではプーリング層を用いず、生成器においてアップサンプリングを行う際に分數

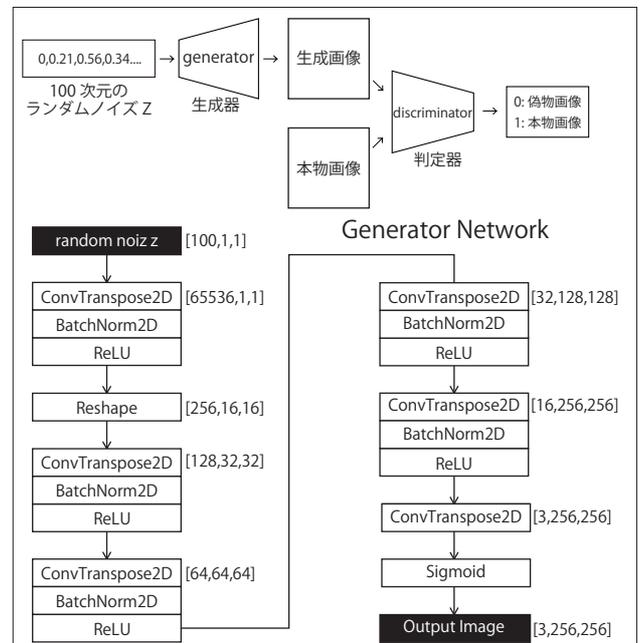


図1 DCGAN の概念図とジェネレーターのネットワーク図



図2 街並み教師画像一例



図3 ル・コルビュジェ建築物教師画像一例

的にストライドする逆畳み込み層 (DeConvolution) を用いるといった特徴を持つ。

図1にDCGANの概念図と生成器のネットワーク構造を示す。まず100次元のランダムな値(ベクトル)から生成器での畳み込みを介してRGBの3チャンネルを持った画像が生成される。判定器側では生成器で作られた画像と、教師画像として用いられた画像とを畳み込みを介して0(偽物)から1(本物)までの値を出力し、判定を行う。

DCGANでは生成器に与えるベクトル同士の四則演算による画像形成が可能である。本稿ではn次元ベクトル化したデザイン同士を演算することで新たなデザインを生成することをデザイン演算と呼称する。

2.2 デザイン演算による画像生成

デザイン演算の例として、街並み画像の演算とル・コルビュジェの作品の演算を行なった。教師画像の一例を図2・図3に示す。生成画像の一例を図4・図5に示す。生成画像を見ると、画像の情報量が多い街並み生成画像には粗い部分が見受けられるものの、屋根や柱の形状など、教師画像の特徴を継承しつつも、新しいデザイン性を持った画像が生成できていることがわかる。

DCGANでは不足している教師データの生成のようなタスクを行うことが多いが、デザイン演算といった人間には思いつかないようなデザインを生成することで、デザイン発散ツールとしての使用法もある。

3. pix2pix

2.1 pix2pixの概要とネットワーク構造の説明

DCGANでは100個の潜在変数から教師画像の特徴量を学習し画像を生成したが、本章で紹介するpix2pixと次章で紹介するCycleGANは画像を変換して新たな画像を作るネットワークを持つAIである。従来のpix2pixの手法ではU-NET⁶⁾型のネットワークが取られていたが、本稿ではその発展形であるpix2pixHD⁷⁾型のネットワーク構造を取り、生成器側の学習にResidual Network(Res-NET)⁸⁾、判定器側の学習にPatchGAN³⁾を用いる。

図6にネットワーク図、図7にpix2pixの概念図を示す。pix2pixは、ある画像Aに対してそれに対となる画像BをデータセットとしてAtoBの状態変化を学習するネットワークである。この際に教師画像Aと教師画像Bのペア、教師画像Aと教師画像Aを生成器に投げて作られた変換画像Bのペアの2つを学習し誤差を減らしていく。pix2pixの注意点として、学習に用いるペアのデータセットが必ず何かしらの法則性(位置関係など)を持って対になっていなければ上手く画像を生成することができないことがある。

2.2 pix2pixによる線画着色AIの作成

pix2pixを用いた画像変換の例として本稿では線画から画像を着色するAIの作成を試行した。具体的な対象物と



図4 街並みデザイン演算結果一例



図5 建築物デザイン演算結果

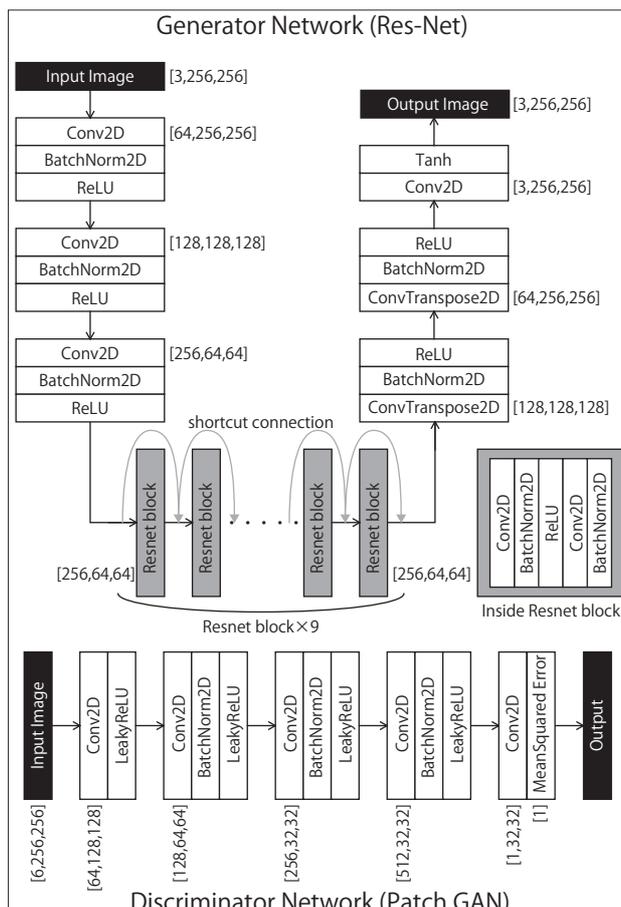


図6 Pix2Pix CycleGAN ネットワーク図

しては京都の街並みと、住宅の材質である。教師画像に用いた画像の一例を図2と図10に示す。これらの教師画像を画像処理を行いエッジのみを残した線画画像を教師画像A、元の写真を教師画像Bとし、AtoBの変換を学習した。

教師画像には用いていないが教師画像と同じ属性を持つ画像を入力した際の生成画像の例を図11に、教師画像にも用いておらず、教師画像の属性とも異なる画像を入力した際の生成画像の例を図10に示す。それぞれ上段が入力画像、下段が生成画像である。生成画像を見ると、



図7 教師画像と属性が異なる対象物を入力した際の pix2pix 線画着色画像一例



図8 住宅材質別教師画像一例

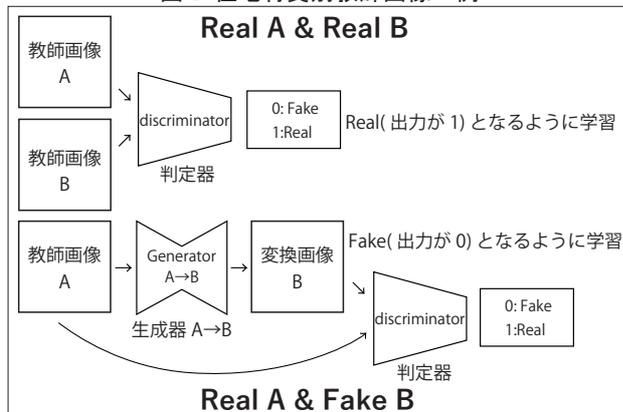


図9 Pix2Pix 概念図 (A → B 変換の場合)

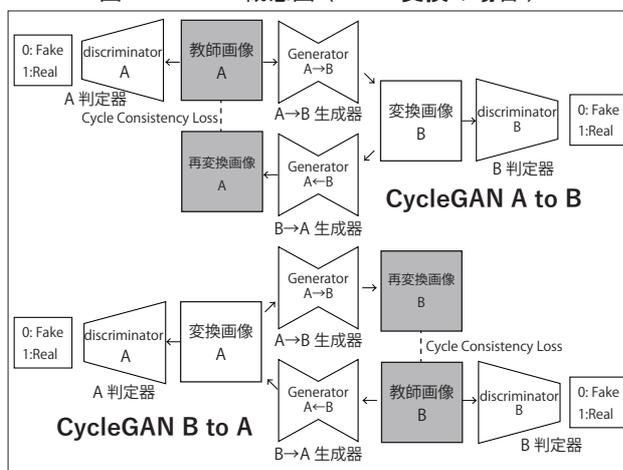


図10 CycleGAN 概念図



図11 住宅材質学習 Pix2Pix 線画着色画像一例

教師画像と同じ属性を持つ画像を入力した際には詳細に画像を生成することができていることがわかる。また教師画像とは異なる属性を持つ画像を投げた際にも、建物と空の境界などを塗り分けすることができている。一方で、細かい部分の塗りにはまだ課題があるといえる。

今後多様な素材や建築物の画像を pix2pix に大量に学習させることで、3D モデルのレンダリング画像のようなリアリティのある着彩を行うことができる可能性がある。

3. CycleGAN

3.1 CycleGAN の概要とネットワーク構造の説明

pix2pix では画像変換を行う際に必ず何かしらの規則性をもって対応した教師画像のペアを用いて学習を行う必要があった。CycleGAN も pix2pix と同様に画像の変換を行うネットワークであり、使用する生成器と判定器のネットワーク構造は同じく図6のような形をとる。しかしながら、pix2pix と CycleGAN は生成器や判定器の使用構成の違いにより、特徴に違いを持つ。CycleGAN の特徴として、教師画像を全体を通して画像のどの部分を変換すればよいかを学習していくような構造になっており、教師画像を1枚ずつペアにしていなくても画像の変換を行うことができる点(アンペア学習)がある。図10に CycleGAN の概念図を示す。CycleGAN は Generator が2つ



図 12 街並み CycleGAN 変換結果一例



図 13 ザハ・ハディド建築物教師画像一例と Discriminator が 2 つあり、それぞれ AtoB 変換と BtoA 変換と判定を行う。これとは別に CycleGAN では Cycle Consistency Loss と呼ばれる誤差の学習を行う。これは生成器によって生成された画像を逆方向の生成器に投げることによって再生成された画像と元の教師画像とを比較した際に生じる誤差を減らすことで変換を詳細に進めていく仕組みである。こうした複雑なネットワークを介して CycleGAN ではアンペア学習でも画像間の変換の特徴を掴むことができる。

3.2 CycleGAN による画像変換の検証

CycleGAN による画像変換の例として、街並み画像の変換とル・コルビュジェとザハ・ハディドの作品 (3 作品) 間の変換を行った。教師画像の一例を図 2、図 3、図 13 に示す。街並み画像の変換例を図 14 に、建築家の作品の変換例を図 12 に示す。それぞれ上段が入力画像、下段が生成画像である。生成画像を見ると、入力画像の外形をに基づいて高い精度で画風を変換できていることがわかる。また DCGAN のデザイン演算とは異なり、生成画像には複数のデザイン要素は見られなかった。

上記のように CycleGAN では高い精度での画像変換が可能であり、教師画像のモチーフを生かした画像生成により DCGAN とはまた異なるデザイン発散が可能になる。CycleGAN によるより詳細な生成検証については池之上らによる参考文献 9 を参照。

4. まとめ

3 種類の GAN を用いたネットワークの説明と建築分野への適用可能性について言及を行った。今後生成画像の精度向上や他種の GAN などを検証していく予定である。



図 14 街並み CycleGAN 変換結果一例

[参考文献]

- 1) Ian J Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Couville, Yoshua Bengio: Generative Adversarial Nets, <https://arxiv.org/abs/1406.2661>, 2014, 6
- 2) Alec Radford, Luke Metz, Soumith Chintal: Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, <https://arxiv.org/abs/1511.06434>, 2015, 11
- 3) Phillip Isola, Jun-Yan Zhu, Tinghui Zhou, Alexei A. Efros: Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks, <https://arxiv.org/abs/1611.07004>, 2016, 11
- 4) Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola, Alexei A. Efros: Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks, <https://arxiv.org/abs/1703.10593>, 2017, 3
- 5) PyTorch HP : <https://pytorch.org/>
- 6) Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox: U-Net Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, <https://arxiv.org/abs/1505.04597>, 2015, 5
- 7) Ting-Chun Wang, Ming-Yu Liu, Jun-Yan Zhu, Andrew Tao, Jan Kautz, Bryan Catanzaro: High-Resolution Image Synthesis and Semantic Manipulation with Conditional GANs, <https://arxiv.org/pdf/1711.11585>, 2017, 11
- 8) Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun: Deep Residual Learning for Image Recognition, <https://arxiv.org/abs/1512.03385>, 2015, 12
- 9) 池之上慎吾, 大野耕太郎, 山田悟史: 非建築物を学習したファサードデザイン AI - デザインソースを学習した Deep Learning によるデザイン AI -, 第 41 回情報・システム利用・技術シンポジウム論文集
- 10) 大野耕太郎, 山田悟史: Deep Learning を用いた画像生成 AI の建築都市デザイン分野への適用可能性, 第 40 回情報・システム利用・技術シンポジウム論文集, pp246-249, 2018, 12