

ボリュームモデルに任意のデザインソースのデザイン性を反映させるファサードデザイン AI

Artistic AI reflect the design of any design source in the simple model

○池之上慎吾^{*1}, 大野耕太郎^{*2}, 山田悟史^{*3}
Shingo IKENOUE^{*1}, Kotaro ONO^{*2}, Satoshi YAMADA^{*3}

*1 立命館大学 理工学部 建築都市デザイン学科

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

*2 立命館大学 理工学研究科 環境都市専攻 博士課程前期

Undergraduate, 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: AI, Deep learning, ファサード, デザイン生成, 設計支援, コンピューテショナルデザイン

Keywords: AI, Deep learning, facade, design generation, design aid, computational design

1. はじめに

人工知能は1900年代から存在していた理論であるが、2010年代以前は技術的問題により大きな進歩がなく、工学的な利用は多くなかった。しかしながら2010年代の初めから計算機の性能向上やGPU計算の利用により大きく発展が進み、現在では業界を問わず高い注目が集まっている。一例には、ビッグデータの解析にAIを用いて高度なサービスを提供するという機運の高まりが挙げられる。こうした企業の動きにより、人工知能は研究面での発展だけでなく人々の生活に寄与しつつある。建設分野も例外ではなく、重機土工を自動化するAI¹⁾や、建設現場の写真を自動的に整理するAI²⁾などの事例が存在する。しかしながら、デザインやコンテンツを生成する分野においては人工知能の利用が進んでおらず、その適用可能性は不明瞭である。そこで、本研究は、建築デザイン分野におけるコンテンツ生成AIの活用の可能性として、設計支援AIを提案する。本研究が支援と考えるのは、設計者の発想力の幅を広げためのアイデア発散の支援である。このような支援AIの提案は、減少する産業人口における建築の質の担保、ひいては新たなデザインの創出につながると考えられる。

以上を背景に、本研究はボリュームモデルからのデザイン展開という場면을想定し、任意デザインソースを参照したデザイン性をAIを通じてボリュームモデルに適用することで、多様なデザインアイデアを生み出すファサードデザインAIの作成を試行した。

2. 使用3Dモデルについて

本研究は二種類の深層学習モデルの可能性を試行して

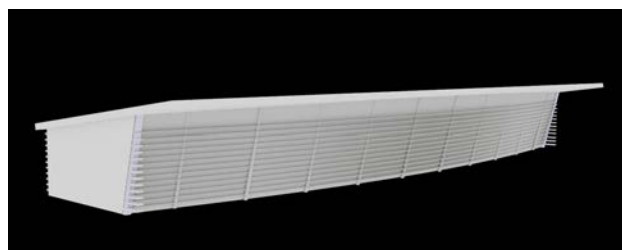


図1 ボリュームモデル

いるが、ボリュームモデルは共通である。はじめにこのモデルを図1に示す。このモデルは横幅60メートル、高さ約15メートルの空港ターミナルのボリュームモデルを想定したものである。図1のモデルを基本として、以降の章の内容に合わせてファサード面のルーバー・柱を増減させた。モデリングには3dsMAX, レンダリングにはarnoldを使用した。

3. 布をデザインソースとするファサードデザイン AI

まず最初に、ボリュームモデルに対する非建築物のデザイン性の適用を試行した。具体的には「布」である。これは「地域の文化や歴史を顕著に表現するタイプの建築物の設計を行う」という場面において、対象地で産業が盛んな「布」をデザインソースに採用した、という設定である。人が設定したボリュームモデルを手掛かりに布のデザイン性(折り重なる様子)を外観に転写するデザインAIを目指した。

3.1. LSGANによる生成

3.1.1. 学習条件の設定

学習画像は、モデル前面のパスに沿ってレンダリングした画像100枚(図2)と、布の画像は100枚(図2)とした。布は縦にドレープの入った画像とし、インターネッ

トを使用して用意した。なお図2に示すよう、レンダリングは背景を黒にして作成し、布の画像は正方形にトリミングしたのち、上下の部分をカットし、黒の背景を合成した画像とした。これは、本章で試行した LSGAN^{*注1}において、学習画像のバリエーションが増えると学習におけるロスが増大し、画像の生成に失敗するためである。そこで本研究の主眼ではない背景部分の画像間の情報の差を減らすために背景を統一した。

学習モデル^{*注2}には DCGAN の発展形である LSGAN を採用した。学習フレームワークは PyTorch である。ジェネレーターの入力 は 100 次元のランダムノイズであり、出力を 256*256*3 の RGB 画像である。一方でディスクリミネーターの入力は 256*256*3 であり、出力は誤差である。この誤差が小さくなるように学習を進めることで画像を生成するのが LSGAN の概要である。詳細は参考文献 6、同セッションで発表の大野らによる「目的に応じたジェネレーティブデザイン AI の体系化」の原稿をご参照ください。

3.1.2. 生成結果 A

図3が生成画像の一部である。意図に反して生成画像の多くが「レンダリング画像」若しくは「布」そのものに近い画像となった。それぞれを生成したという意味においては成功しているが、ボリュームモデルのファサードに布のデザイン性を適用するという意味では失敗と言える。この二極化は二種の学習画像間の差が大きすぎることによると考えられる。つまり対象部分の画素の分布が異なることに加えて、対象部分の位置が同一でない、という状況である。この結果より、LSGANにより対象部分の画素分布が大きく異なる二種の画像を合成する際には、学習画像間の差異を統制するために位置を同一にする方が望ましいという可能性を得て、次の試行を行った。

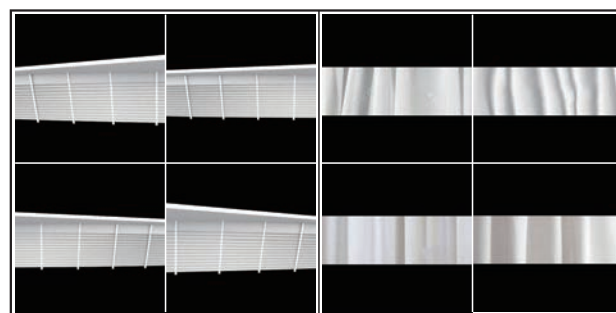
3.2. 角度を統制した場合の LSGAN による生成

3.2.1. 学習条件の設定

前項で得た知見から改善案として、レンダリング角度を固定し、布の画像をモデルの外形線に類似した形状でトリミングした。その他は変更せず学習を実行した。

3.2.2. 生成結果 B

図4が生成画像の一部である。ノイズ画像が多いという課題はあるが、モデルに AI が理解した布のデザイン性が適用されたデザインパターンが生成されている。しかし、学習画像自体をモデルに張り付けてたような画像ではないが、学習画像用に制作した布画像の一覧とデザイン発散のきっかけになり得る度合が生成画像の一覧の方が強いとは言いづらい結果となった。また学習画像の下処理が煩雑である。そこで本研究の意図に LSGAN は適していないと判断し、新たな学習構造の採用を試行した。



レンダリング画像 布画像 (上下は黒に塗りつぶし)
図2 学習画像

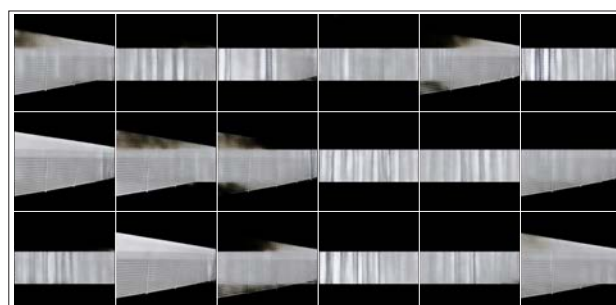


図3 生成画像 (LSGAN/ 角度を固定しない場合)

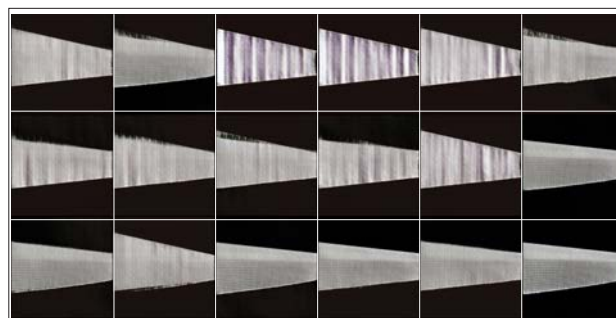


図4 生成画像 (LSGAN/ 角度を固定した場合)

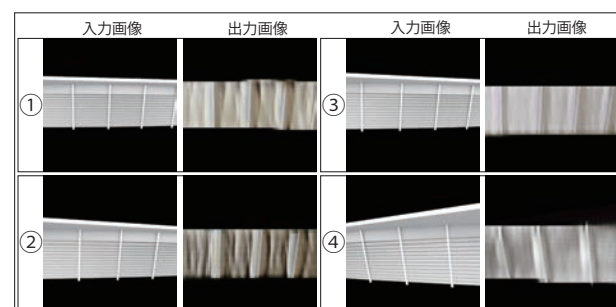


図5 入力画像と出力画像 (CycleGAN)

3.3. CycleGAN による布の特徴を持つファサードの生成

3.3.1. 学習条件の設定

前項の結果をふまえ、本項では Cycle-Consistent Adversarial Networks^{A)}(以降 CycleGAN と呼称)による画像生成を試みた。CycleGAN は、Jun-Yan Zhu 氏によって開発された GAN の一種である^{注3}。この GAN は画像群2つの間で双方向のスタイル変換をすることができるネットワークを持つ。入力画像は 256*256 ピクセルであり、出力も同様である。LSGAN は画像ベクトルを合成する際にが物体の形態も変換さ

せるのに対し、CycleGANは学習画像に用いた画像内の輪郭に囲まれた領域間での画像分布の変換が得意である。詳細は参考文献6、同セッションで発表の大野らによる「目的に応じたジェネレーティブデザインAIの体系化」の原稿を参照して頂きたい。なおレンダリング画像は項3.1.1のものを使用した（角度を固定していない）。

3.3.2. 生成結果C

図5が生成画像の一部である。①～④の各画像はそれぞれ左側が入力画像、右が生成されたデザインを示す出力画像である。各ペアについて、入力画像の柱の位置・分割数に着目して出力画像を見ると、布折り目の凸部分（比較的色が明るい部分）が柱に対応していることが視覚的に読み取れる。また角度に着目してみると、折り目の角度も柱に対応していることが分かる。つまり研究の目的である「ボリュームモデルが持つ人の意図を汲み取りつつ任意のデザインソースのデザイン性を適用させデザインを展開させる」ことにある程度で成功している。

4. 伝統住居をデザインソースとするファサードデザインAI

本項では、伝統住居のデザイン性の適用を試みた。これは「地域の文化や歴史を顕著に表現するタイプの建築物の設計を行う」という場面において、対象地の伝統的な建築を選定した、という設定である。3章と同じく人が設定したボリュームモデルを手掛かりに伝統住居のデザイン性を外観に転写するデザインAIを目指した。なお伝統住居にはチュニジアのクサルを採用した。

4.1. 学習条件の設定

学習には前章と同じCycleGANを用いた。ボリュームモデルも同じものを使用し、3.1.1に示した同じスプライン上で500フレーム分の画像をレンダリングした。クサールの画像はインターネットで収集し、切り取りを行って500枚に水増ししたものを使用した。図6に学習画像の一部を示す。

4.2. 生成結果D

図7に生成画像の一部を示す。ペアの左側の画像が入力画像（レンダリング画像）、右側が生成されたデザインを示す出力画像である。まず、どの出力画像もクサールのデザインの特徴（丸い屋根、四角い窓など）が反映されている。次に、前章と同じく柱に分割された領域をユニットとしてとらえると、入力画像のユニット数と、出力画像のユニット（山形屋根及びその下部の窓の連なり）数が対応していることが視覚的に読み取れる。同じく角度に着目してみると、やや不明瞭だが柱の角度に窓の並び角度も対応しているように見える。加えて、スカイラインや接地部分の形態をみると、入力に用いたボリュームモデルの外形との類似性が視覚的に読み取れる。この対応は研究目的の「ボリュームモデルが持つ人の意図



図6 学習画像（クサル（チュニジア））

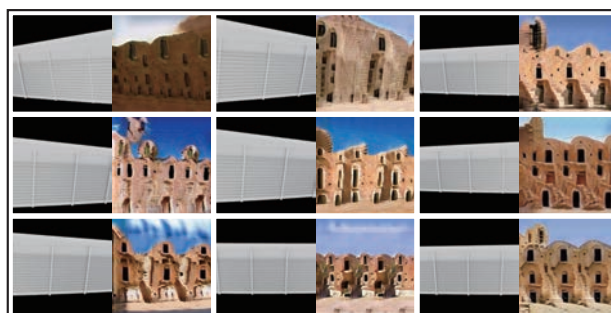


図7 入力画像と出力画像

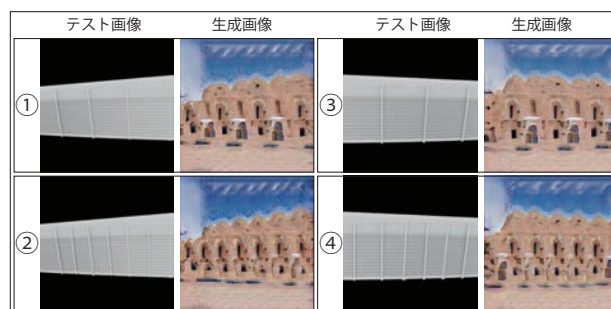


図8 入力画像（テスト）と出力画像

を汲み取り」に該当するため、入力画像と出力画像の対応について次項において追加検証した。

4.3. 人の意図の汲み取りの検証

4.3.1. 人の意図の汲み取りの検証（垂直方向）生成結果D-2

入力画像のユニット（柱による分割）数と出力画像のユニット数（屋根や窓の上下の連なり）の対応を検証した。検証方法として、学習済みモデルに同一アングルで柱の本数を増やした画像を入力した。図8が生成画像の一部である。①と②、③と④の入力画像は同一アングルで柱の本数のみを変化させた画像である。出力画像をみると、入力画像のユニット数の増加に応じてユニット数が増加していることが読み取れる。また同時にこの結果は、学習画像に使用していないユニット数の入力画像でも生成と対応が可能であることを示している。

4.3.2. 人の意図の汲み取りの検証（水平方向）生成結果 D-3

前項に加えて、水平方向の分割にも同様の対応が見られるかを検証するために、水平線を強調したボリュームモデルを作成して学習を再度実行した。ボリュームモデルはルーバーの厚み・奥行きを増やした図9のようなモデルであり、レンダリング枚数は500枚である。クサールは同じ画像を使用した。

図10に生成画像の一部を示す。入力画像の角度は全て同一であり、①は学習画像に含まれる画像、②③④はルーバーの位置を上下に変化させた画像である（学習画像に含まれない画像）。水平方向の分割に着目すると、出力画像の水平方向のデザイン性の切り替わり位置が入力画像に対応していることが分かる。

つまり研究の目的である「ボリュームモデルが持つ人の意図を汲み取りつつ任意のデザインソースのデザイン性を適用させデザインを展開させる」ことにある程度で成功している。

5 組織設計事務所に対するヒアリング

組織設計事務所の従業員を対象に、4章においてAIが生成した画像（図7及び図8）を用いてヒアリング調査を行った。「良い点」には、短時間で複数画像の比較検討ができる、ボリュームスタディから具体的なイメージ写真に置き換えられる点に可能性を感じる、といった回答が挙げられた。「悪い点」には、はデザインが単調である、柔軟性に欠けるといったといった回答が挙げられた。「実際の設計業務に用いてみたいか」という質問に対しては使用してみたいという回答が多く、その理由には作業の効率化だけでなく、脳を拡張したい、発想を広げたいという意見も挙げられた。

6 まとめ

本稿では以上のように、AIを用いて非建築物を含めた任意のデザインソースをボリュームモデルの画像に対して適応することを試みた。その結果、表現の細かさに課題が多いが、ファサードデザインAIとして、ボリュームモデルが持つ人の意図を汲み取りつつ任意のデザインソースのデザイン性を適用させデザインを展開させるAIの開発に原理として成功した。これにより、デザイン分野へのAIの適用可能性の一端を示すことができた。

建築分野においてAIを用いたデザインの生成は今まで人が行っていた作業を代替するのみではなく、より良いデザインへと発展する可能性もはらんでいる。デザインAIの活用はまだ発展途上であるが、建築分野においても今後発展していくであろう。

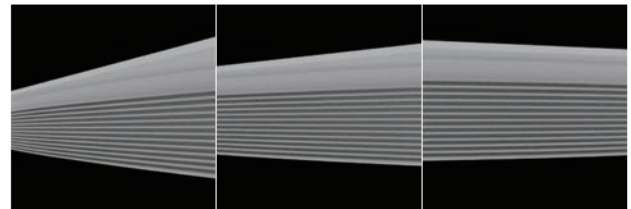


図9 ルーバーを強調した学習画像

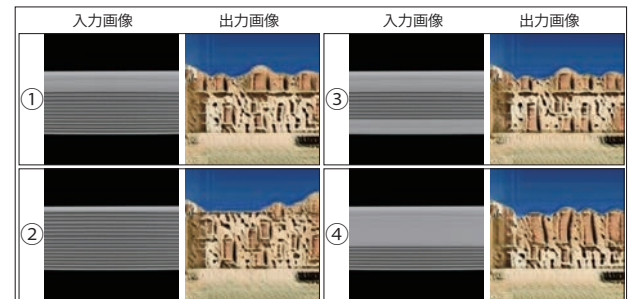


図10 入力画像と出力画像（ルーバー強調モデル）

謝辞

本研究を進めるにあたり「株式会社梓設計の清水将矢氏・岩瀬功樹氏・渡邊圭氏・野下啓太氏に多大なご協力を賜りました。記して深謝を申し上げます。

[注]

- *1 DCGAN はバイナリ交差エントロピー損失を使用しているのに対し、LSGAN は二乗誤差損失を使用している。詳細は参考文献3を参照
- *2 モデル構築は参考文献4を参考に構築した。
- *3 詳細は参考文献5を参照

[参考文献]

- 1) 鹿島建設（最終閲覧日：2019年9月30日）https://www.kajima.co.jp/news/digest/apr_2019/feature/02/index.html
- 2) 「AIを使って早く帰ろうー竹中工務店が建設現場へのディープラーニング導入で目指すもの」ITmedia, <https://www.itmedia.co.jp/news/articles/1807/23/news003.html>,（最終閲覧日：2019年9月30日）
- 3) Xudong Mao and Qing Li and Haoran Xie and Raymond Y. K. Lau and Zhen Wang and Stephen Paul Smolley: Least Squares Generative Adversarial Networks, 2016, <https://arxiv.org/pdf/1611.04076.pdf>（最終閲覧日：2019年10月2日）
- 4) 杜世橋：PyTorch 開発入門, 2018, 9, 株式会社翔泳社
- 5) Zhu, Jun-Yan and Park, Taesung and Isola, Phillip and Efros, Alexei A: Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks, Computer Vision (ICCV), 2017 IEEE International Conference on, <https://junyanz.github.io/CycleGAN/>
- 6) 大野耕太郎, 池之上慎吾, 山田悟史: 目的に応じたジェネレーティブデザインAIの体系化, 第42回情報・システム・利用・技術シンポジウム論文集: 報告 掲載予定
- 7) 山田悟史, 大野耕太郎; Deep Learning を用いた印象評価推定AIの作成と検証 - 街並み画像の街路名と訪問意欲を対象に -, 日本建築学会 計画系論文集, 第84巻, 第759号, pp1323-pp1331, 2019. 5, 日本建築学会
- 8) 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41回情報・システム・利用・技術シンポジウム論文集: 報告 pp. 246-249, 2018. 12, 日本建築学会