

# Deep Learning を用いたデザイン AI の作成と検証

街並みと建築物外観の画像生成を対象に

## CREATION AND VERIFICATION OF DEEP-LEARNING-BASED DESIGN AI

Image generation of cityscapes and building facades

山田 悟史\*, 大野 耕太郎\*\*

Satoshi YAMADA\*, Kotaro ONO\*\*

This research is a preliminary study on applying content generation AI using Deep Learning to architecture and urban design. The novelty of this work is the creation and verification of two types of rapidly evolving AI and the presentation of content generation AI. The first type of AI regenerates a design by impression and direct inheritance from famous cityscapes. The second type of AI generates a new design by inspiration from the appearances of famous buildings. In both cases, the images were verified by subject experiments. The analysis methods are text mining and Bayesian estimation.

**Keywords :** Artificial intelligence, Deep learning, Computational design, Le Corbusier, City landscape, Building Facades  
人工知能 (AI), Deep Learning, コンピューテショナルデザイン, コルビュジェ, 街並み, 建築物外観

### 1. はじめに

デザインという行為は一連の建築行為において、以降の業務と建築物の構成に影響を与え、竣工後の人々との関係にも作用する重要な行為である。また美観性など、建築物に対する心理的評価という面でのデザインに関しては特に設計者に由来する部分も多く、重要性に比例して多くの労力が費やされる。このような重要ではあるが、人への依存が高い行為、さらには「機械による代替や支援は難しい」と考えられる風潮もある分野で、Deep Learning を基盤とする人工知能（以降、Deep Learning を基盤とした人工知能を AI と称する）の研究が進んでいる。それらの研究には、本研究がテーマとするデザイン、つまり「創造性」を意図した試みも存在する。「人の創造性による成果物」ととらえられている「画像<sup>1)</sup>・音楽<sup>2)</sup>・文章<sup>3)</sup>」といったコンテンツを生成する試みである。これらの「コンテンツ生成 AI」の研究の契機となった技術に「敵対的生成ネットワーク (GAN)」<sup>4)</sup>がある。コンテンツ生成 AI において頻繁に引用される技術であり、応用技術も提案されている。画像分野では、2つのペア間の関係を学習することで、ある画像からその関係に基づく別のペア画像を生成する pix2pix<sup>5)</sup> や、CycleGAN<sup>6)</sup> も提案されている。成果物も広く公開されており、特定対象物の生成や色付けを代表に、これまで機械には困難だったようなコンテンツの生成が可能であることが報告されている。このような創造的行為を意図する AI

には、建築・都市のデザイン分野の展開に寄与し得る萌芽性を有するが、そのためには萌芽性を体系化する基礎研究が必要である。

以上から本研究は、「AI によるデザイン支援」、いわば「人と AI の共創」を目標に掲げ、コンテンツ生成 AI のデザイン分野への適用可能性を検討するものである。本研究がテーマとするデザインやアイデアを本稿では「既存概念の組み合わせ」と解釈する<sup>7)</sup>。人の行為で例えれば、デザインソースの組み合わせからインスピレーションや異化作用を見出しデザインを思考する、というデザインプロセスである。このデザインプロセスを模倣した AI の作成が本稿の意図であり、それがデザイン支援 AI につながると考えている。例には、デザイン案群の生成、つまり原案となるデザインパターンの大量かつ高速な生成によりデザイン発散の支援が挙げられる。また AI にとっては計算可能だが、ある人にとっては想定外なデザインの提示（計算可能な想定外）<sup>8)9)</sup>、つまり人が認知しているデザインパターン思考の拡張・インスピレーション・異化作用の支援という可能性も挙げられる。そして、人がデザインソースを選び、AI がデザインを生成し、人がデザインを選択する、という人と AI の共創という新たなデザイン環境にもつながると考えられる。

以上から本稿は、任意の異なるデザインソースから新たなデザインを生成する AI、言わばデザインを四則演算するように新たなデザインを生成する「デザイン演算」を行う AI の作成と検証を行う。

\* 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)

\*\* 立命館大学 理工学研究科 環境都市専攻 博士前期課程

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

\*\* Graduate student, Dept. of Architecture and Urban Design, Ritsumeikan Univ.

## 2. 研究の位置づけ

筆者らは先行研究<sup>10)</sup>において、GANの内部に必要な判定器としてのAIについて成果を得ている。同じ学習構造ではないが、街並み画像の街路名の分類、人が画像を見た際に抱く訪問意欲の有無・度合いの推定に対して、AIが高い精度で適用可能であることを示した。コンテンツ生成AIのうち、画像を対象とした既往研究には、Silvestre<sup>11)</sup>らのDeep Dreamを用いた画像生成と意外性の喚起について考察した研究があり、Kinugawa<sup>12)</sup>らの街並み画像から深度画像を生成する研究もある。またEisenstadtら<sup>13)</sup>の平面図を対象とした研究もある。いずれも建築・都市のデザインにおけるAIの萌芽性を示唆する成果であるが、何をどのようにどの程度生成可能であるか示した研究はまだ少ない。AIを建築・都市のデザイン分野に活用するには、その萌芽性を体系化する基礎研究が必要である。

以上から本研究は、街並みと建築物の外観を対象に、デザインするAIの作成と検証を行う。研究は2段階であり、1段階目は「デザインを再生<sup>注1)</sup>するAI」である。デザインソースが持つ印象やデザイン性を再生するAIの作成と検証が目的である。2段階目は「デザインを生成するAI」である。異なるデザインソースの演算により、デザイン性を継承した別のデザインを生成するAIの作成と検証が目的である。なお既往研究においても本研究が対象とする著名な街並みを学習したデザインの再生、著名な建築物の外観のデザイン演算によるデザイン生成を行うAIの作成及び検証を行った研究は筆者が知る限り見当たらず、この点が本稿の新規性に該当する。本稿は参考文献<sup>14)15)16)</sup>を再分析・加筆したものである。

## 3. 研究概要

### 3.1 デザイン演算とDCGAN

本稿ではGANの中でもDCGAN<sup>17)</sup>を採用した。Fig.1の上部に示すように生成器と判定器から成り、任意の画像をn次元のベクトルから生成するDeep Learningである。言わばn次元ベクトルを画像の「種」とし、「種」を学習層を通すことで指定サイズのRGB画像とするAIである。このDCGANにおいて「任意デザインの再生(画像生成)が可能」であれば、それは、「n次元ベクトルと学習層という形式でデザインを数学的に表現することが可能」、ということでもある。これは即ち「デザイン同士の演算が可能」ということである。つまりDCGANを用いることで、フォトタッチのような画像間の画素操作ではなく、AIが解釈したデザインの数学表現としての演算によるデザイン生成が成される可能性がある。本研究はこの点に着目してDCGANを採用した。この点をふまえて本研究が呼称する「デザイン演算」を改めて表現すれば、n次元ベクトル同士のベクトル演算による新たなベクトル生成を通じて、デザイン演算を行い新たなデザイン(ベクトル)を生成し画像化することである。

### 3.2 研究の流れ

本研究は2段階である。1段階目の「デザインを再生するAI」は、「デザインソースが持つ印象やデザイン性を継承したデザインを画像として再生するAI」である。これを始めに行ったのは、2段階目の「デザインを生成するAI」の作成に先立ち検証が必要だったからである<sup>注2)</sup>。「著名な街並み(京都・エディンバラ)」と「著名な建築物の外観(コルビュジェの3作品)」を対象とし、画像として再生されたデザインに対して被験者実験を行い、意図した印象(和風・洋

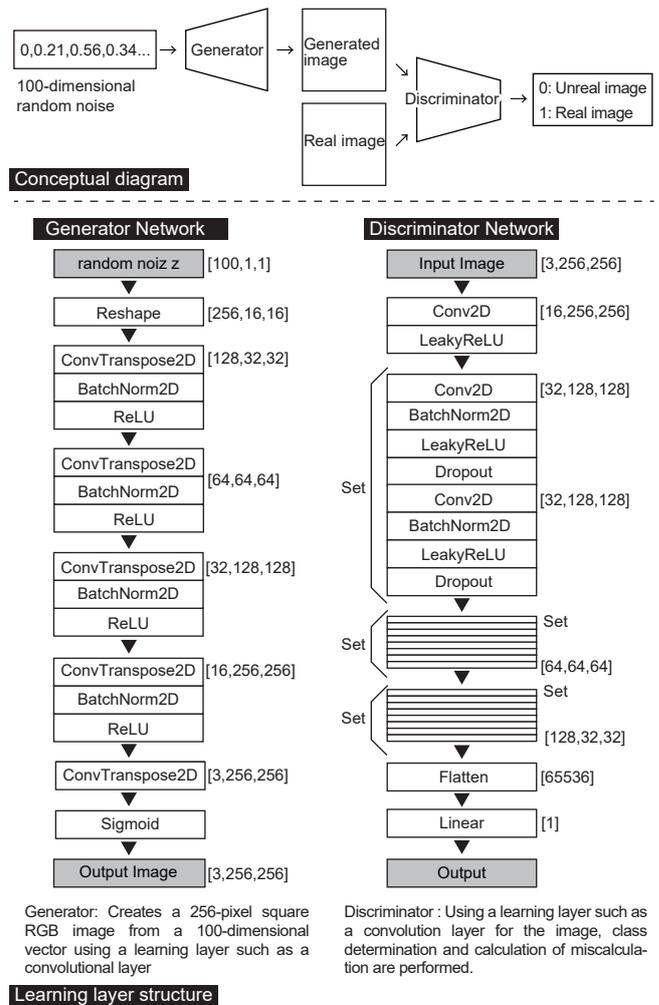


Fig.1 DCGAN

風) や3作品毎のデザイン性を再生できている程度を検証した。

2段階目の「デザインを生成するAI」とは、「異なるデザインソースのデザイン性を演算して新たなデザインを生成するAI」である。コルビュジェの3作品(サン・ピエール教会、ロンシャンの礼拝堂、サヴォア邸)の外観を対象に、2作品及び3作品から画像としてデザインを生成した。生成したデザインに対して被験者実験を行い、新たなデザインではあるがデザインソースのデザイン性を継承したデザインである程度を検証した。分析にはベイズ推定を用いた。

### 3.3 DCGANの学習構造

学習層をFig.1の下部に示す。モデルの構築にはchainer<sup>18)</sup>を使用した。生成器は種となるn次元ベクトルの逆量み込みにより画像を生成する。本稿は100次元のランダムノイズから256×256ピクセルの画像を生成する。判定器は量み込みにより256×256ピクセルの画像からその画像が偽物(0)か本物(1)かを0~1の区間で判定する。生成と判定に至る過程にはBatch Normalization<sup>注3)</sup>、Drop Out<sup>注4)</sup>を挟み、活性化関数はReLU<sup>注5)</sup>・LeakyReLU<sup>注6)</sup>・Sigmoid<sup>注7)</sup>をFig.1の位置にて使用し、損失関数はSoftplus<sup>注8)</sup>、更新方法はAdam(Alpha=0.0002, Beta1=0.5, Beta2=0.999)<sup>注9)</sup>、Batch Size<sup>注10)</sup>は10とした。以上の構成で学習を実行し画像を生成した<sup>注11)</sup>。なお学習層の構成はピクセル数の増加(128から256)を代表に参考文献<sup>18)</sup>から変更した。また画像は正方形として学習・生成したが、次章の街並み画像は掲載画像の縦横比に引き伸ばしている。

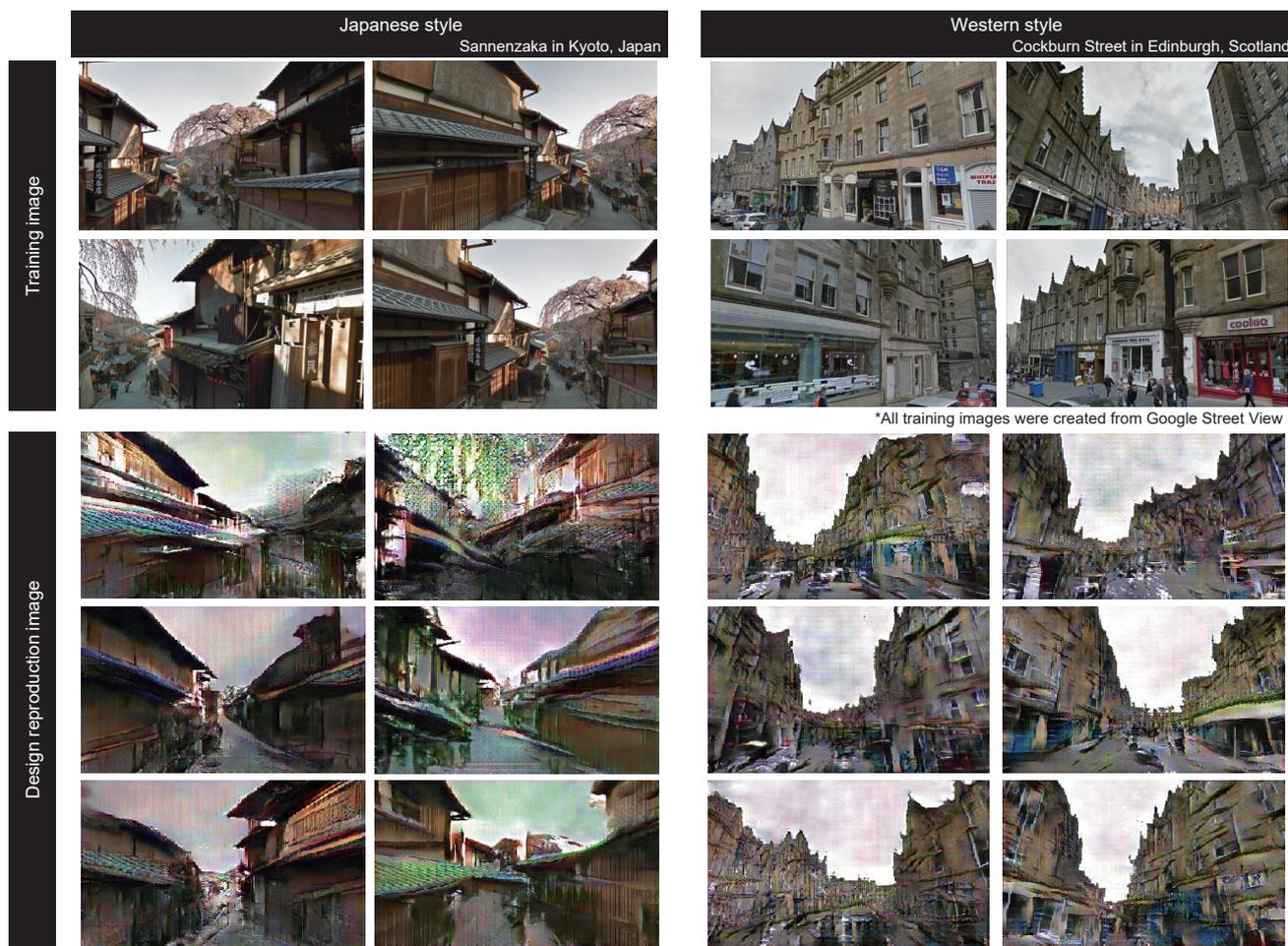


Fig.2 Learning image and design reproduction image (cityscape)



Fig.3 Word Cloud (Impression of the cityscape (design reproduction))

#### 4. 著名な街並み、任意の印象を持ったデザインの再生 AI

まずは先行研究<sup>10)</sup>で街路名の分類が高い精度で可能だった街並み画像を対象に、デザイン性を再生するAIの作成と検証を行った。なお本稿におけるデザイン性の再生とは、画像を閲覧した時に抱かせる印象が類似であることである。そこで再生するデザイン性・印象を「和風」及び「西洋風」とし、学習画像は先行研究でも用いた街並みの中から和風な街並みとして「京都「産寧坂」」、西洋的な街並みとして「スコットランド「エディンバラ」」を選定した。学習画像はGoogleのストリートビューから作成した200枚に反転によ

る水増しを加えた400枚である。Fig.2の上部に学習データの画像の一例を示す。なお画像は全てRGBカラー画像である。AIが描画した画像の一部をFig.2の下部に示す。和風を意図したデザイン再生画像をみると、やや粗いが、瓦や木材といった素材感、屋根や軒や格子窓の意匠、平屋若しくは2層という建築構成、柳といった付帯的な空間構成が描画されておりデザイン性が再生されていることが視覚的に読み取れる。次に西洋風を意図したデザイン再生画像を見ると、同じくやや粗いが、石やレンガといった素材を思わせる色、窓と屋根の形状や配置、一階部分と上部が切り替わる建築構成が描

画されており、やはりデザイン性が再生されていることが視覚的に読み取れる。

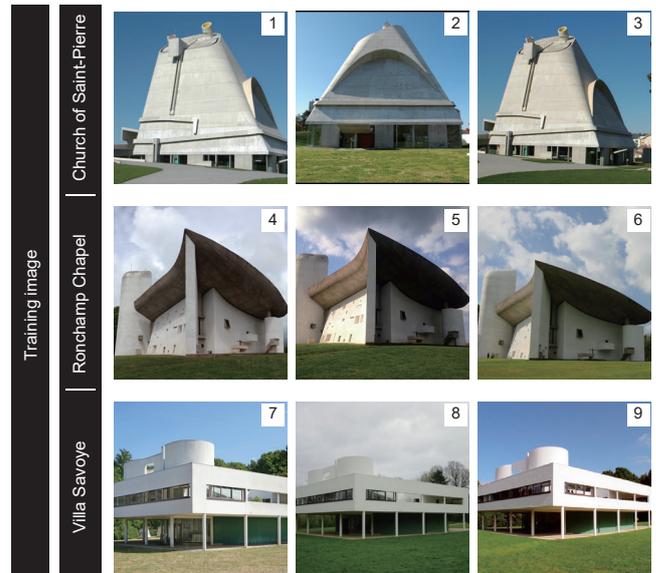
このような視覚的な読み取りについて被験者実験による検証を行った。被験者は建築系学科に所属する大学生50名である。実験では、Fig.2の下部に示す再生画像を被験者にモニターを使用して提示し、「画像が何に見えるか、何を表現していると思うか、また画像に対して抱くイメージ、形容詞」を自由記述で回答して貰った。なおAIが生成した画像であることは告げず、2群に分けて和風と西洋風の順番を入れ替えて行った。実験時間は約15分であった。

ワードクラウド<sup>注12)</sup>を用いて回答を分析した結果がFig.3である。この図から相対的な値の高低を読み取ると、まず両者において「街並み」のスコアが高く街並みを画像として再生できていることが分かる。次に印象については、「和風」のデザイン再生画像群に対して、「町屋、古風、日本的、粗い、和風、幻想的、京都」のスコアが高く、エディンバラのデザイン再生画像群に対しては、「街並み、西洋、ヨーロッパ、古風、ごつごつ」のスコアが高い。このことから学習画像の持つデザイン性として予め設定した「和風・西洋」という印象を抱かせるデザイン性の再生といえる画像を描画できたと言える。一方で建築意匠に関する単語のスコアは低かった。これは「粗い」のスコアの高さに代表されるようにピクセル数の少なさが原因だと考えられる。筆者らがDCGANのピクセル数を128から256に上げることで描画の細かさそのものが向上した。さらにピクセル数を増やすことで描画の細かさが向上する可能性がある。グラフィックボードのメモリの問題から現段階では試行が困難だが今後の課題とする。

## 5. 著名な建築物の外観のデザインの再生AI、デザイン演算AI

次に著名な建築物の外観としてル・コルビュジェの「サン・ピエール教会」「ロンシャンの礼拝堂」「サヴォア邸」を選定し、デザインの再生とデザイン演算によるデザイン生成を行うAIの作成と検証を行った。学習画像は各建物とも反転による水増し画像加えた各200枚、計600枚である。学習画像の一部をFig.4に示す。本章についても画像は全てRGBカラー画像である。AIが描画した画像の一部をFig.5に示す。画像「No.1-No.15」がデザインの再生を意図した画像であり、図中の作品名が対象とした作品3パターンを示している（以降、デザイン再生）。次に画像「No.16-No.30」が2作品のデザイン演算によるデザイン生成を意図した画像であり、図中の作品名のペアが演算した作品ペア3パターンを示している（以降、2作品デザイン演算）。そして画像「No.30-No.45」が3作品のデザイン演算によるデザイン生成を意図した画像である（以降、3作品デザイン演算）。実際には学習画像の再生が可能であることを視覚的に確認した後にはデザイン生成に着手したが、原稿の分かりやすさの観点から同時に示す。デザイン再生画像についてもデザイン生成画像についても、それぞれのデザイン性を継承したデザインが画像化されていることが見て取れる。

このような45枚を用いて、デザイン性の再生及びデザイン性を継承したデザイン生成について被験者実験を用いて検証した。被験者は建築系学科に所属する大学生計113名である。実験では、開始に際して、3作品の学習画像を提示し3作品をスケッチして貰った。次に生成画像をカード形式で1枚ずつ被験者に提示し、画像から「サン・ピエール教会」「ロンシャンの礼拝堂」「サヴォア邸」のデザイ



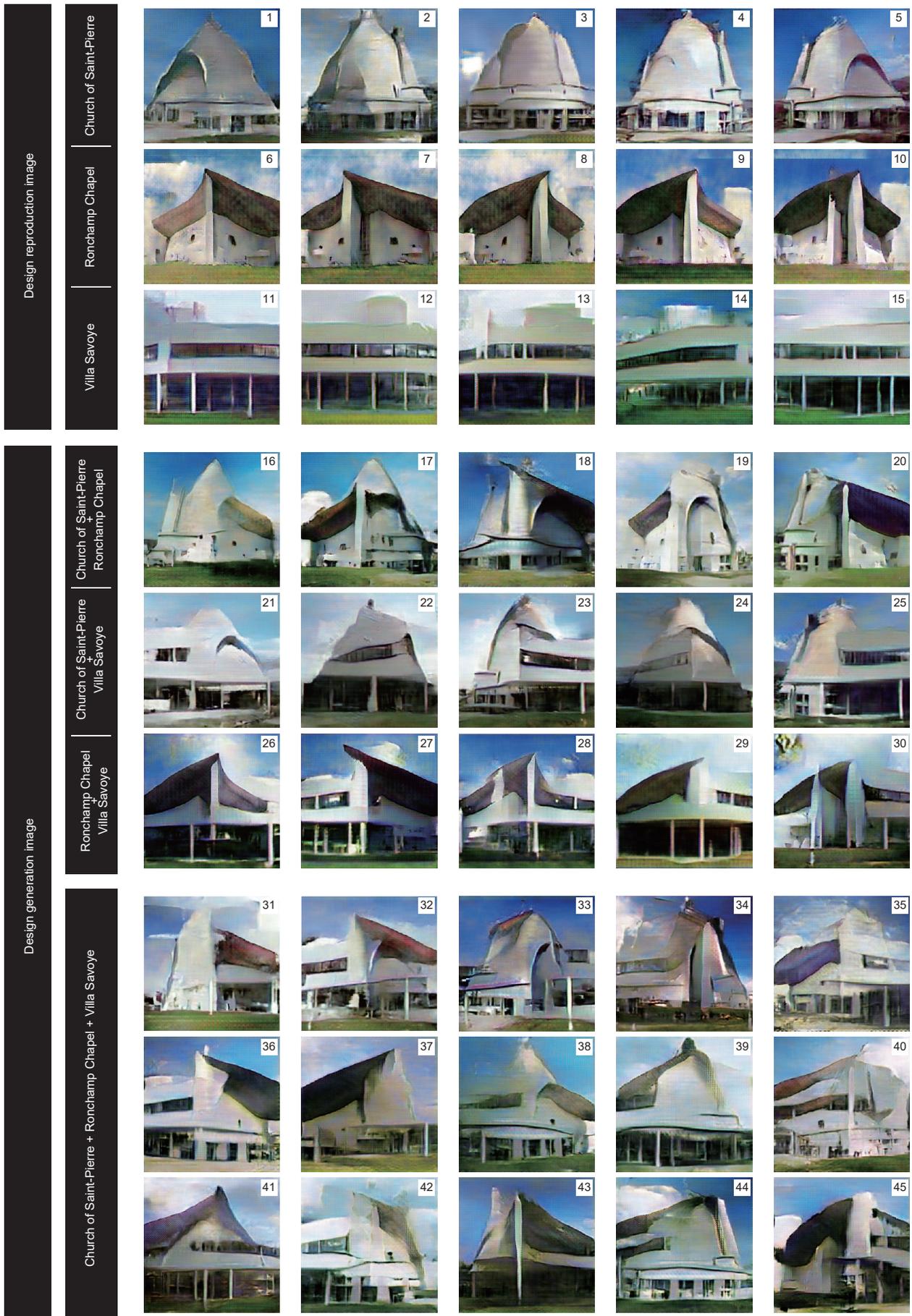
\*All images were collected from the Internet.  
The creative commons for the photos in the manuscript are listed in the note 13.

Fig.4 Learning image (appearance of building)

ン要素を0(いずれかの要素もまったく感じない)から10(いずれかの要素を非常に感じる)の範囲でどれだけ感じるかを各建物10点満点で回答してもらった。カードの回答例をFig.6に示す。なお画像の描画方法は告げず、実験時間を考慮して1人当たりの提示画像は約15枚として、パターンも限定せずランダムサイズして実施した。実験時間はスケッチも含め約30分であった。これにより各画像の有効回答にバラつきが生じたが、全体と被験者内の分散の比較による整合性の検証とランダム抽出により45枚の画像に対してそれぞれの45人の回答を得た。

分析においては、人の画像に対する「判定クラス」と再生・生成に使用した「正解クラス」の比較を行った。「判定クラス」は被験者によってその画像からいずれ作品のデザイン性が感じられたかを示している。判定については、画像ごとの3尺度の母平均のベイズ95%信用区間(確信区間)に基づいて判定した<sup>注13)</sup>。具体的には、区間の下限が10段階評価において「感じる」の最低値である1を下回っていた場合には、該当する作品のデザイン性の感じ取った度合いが微小である、上回った場合は感じていると判定した。次に「正解クラス」は再生・生成に用いた作品である。そしてこの両者が一致しているか否かを比較した。

Fig.7に全体の結果を示す。上段がデザイン再生(No.1-No.15)、中段が2作品デザイン演算(No.16-No.30)、下段が3作品演算(No.31-No.45)の結果を示している。バーの長さが信用区間を示しており、画像毎にサン・ピエール教会、ロンシャンの礼拝堂、サヴォア邸の順に並んでいる。そして信用区間の下限が1を跨いでいない尺度には該当する作品を示す記号を付記した(Pがサン・ピエール教会、Rがロンシャンの礼拝堂、Sがサヴォア邸である)。加えて各図の下部の表は、1行目が「正解クラス」、2行目が「判定クラス」である。判定クラス行の「白・黒」の塗りが一致・不一致を示しており、「白」が「一致」である。例としてFig.6に示したNo.21では、サン・ピエール教会とサヴォア邸の信用区間の下限が1を跨がなかったため、判定クラスはサン・ピエール教会とサヴォア邸の2作品のデザイン性を感じ取った判定(PS)である。No.21は正解ク



\*Part of the color image can be viewed on the author's website<sup>27)</sup>

Fig.5 Image of design reproduction and design generation

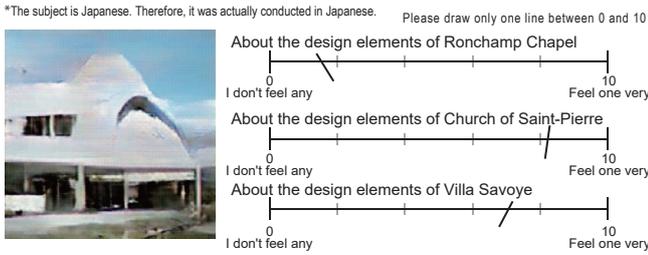


Fig.6 Example of questionnaire card

ラスも PS なので「一致」となる。このように比較した一致率を各図で示したのが Fig.7 の右下の表である。一致率をみると、デザイン再生 (No. 1-No. 15) と 3 作品演算 (No. 31-No. 45) は全て一致したが、2 作品演算は一枚率が 40%(15 枚中 6 枚) となり、全体では一致率が 80%(45 枚中 36 枚) となった。2 作品演算の一致率が低い結果となったが、演算したペアの作品値が高く、演算に含めていない作品値が低いという傾向は全て共通しており、信用区間も重複していない。つまり演算に用いていない作品のデザイン性を感じ取った度合が微小であるとは言及できないが、演算に使用した作品のデザイン性を未使用の作品よりも強く感じ取ったと読み取れる。

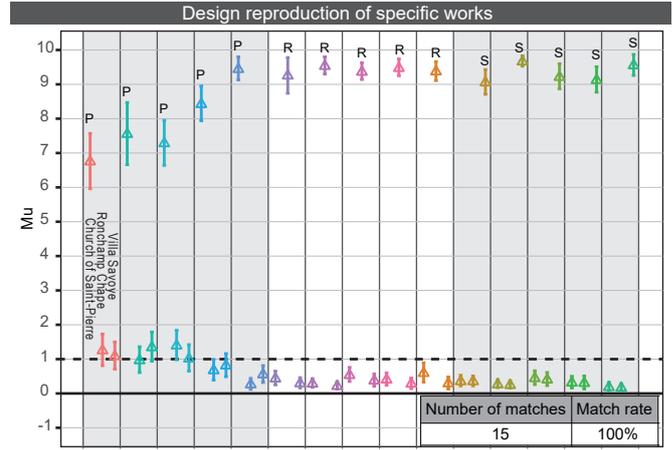
以上のことから、参照した外観のデザイン性を被験者に感じさせるようなデザインの再生・生成 (デザイン演算) を行う AI という意図に応じた AI の作成に比較的高い精度で成功したと言える。

## 6. まとめ

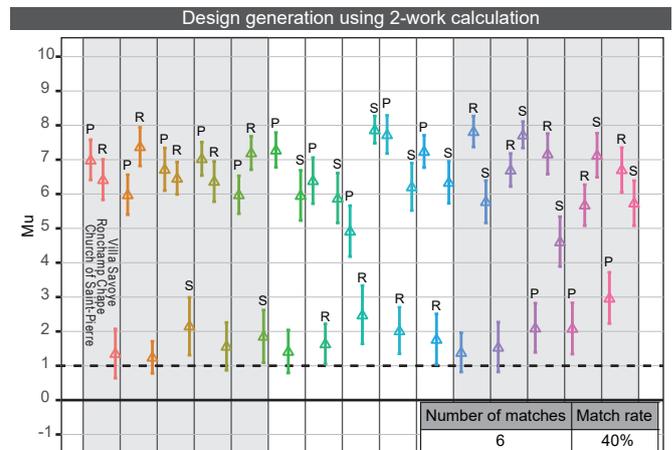
以上のように本稿は 2 種類のデザイン AI の作成と検証を行った。1 種類目は「デザインを再生する AI」であり、2 種類目は「デザイン演算によりデザインを生成する AI」である。両者において本稿の設定下ではあるが、AI が高い精度でデザインソースのデザイン性を継承したデザインの再生及び生成を行えることを示した。

これにより、コンテンツ生成 AI という建築・都市のデザイン分野における萌芽性の体系化に資する基礎的な知見として、どのような対象に対してどのようにどの程度適用可能であるかの一例を提示した。このようなデザイン AI の萌芽性は、AI によるデザイン発散の支援につながる可能性がある。さらには、ある人が認知するデザインパターンの外側ではあるが、AI にとっては計算的に生成可能 (計算可能な想定外) なある人の超認知世界のデザイン案提示によるデザイン思考の拡張支援、そして、人が選んだデザインソースから AI がデザインを生成し人がデザインを選択する、という人と AI の共創というデザイン環境にもつながり得ると考えられる。しかし、生成したデザインの良さや意外性、デザイン展開の契機として有効性については、検証そのものに課題が想定されることもあり検証することが出来なかった。例えば、デザイン性の継承が希薄 (1 を下回っている) な画像群だとしても、特徴的な回答値を得たという視点からとらえればその画像群にデザイン上の意義を見出せる可能性がある。つまり、継承が希薄と考えられる一方でただの砂嵐状のノイズではない画像群に、新たなデザインとしてのシーズが見出される可能性である。実際、実験に未使用のため掲載していないが、生成過程で多種多様な画像が生成されることを確認している。このような視点に対する検証方法自体の検討も含めて今後の課題とする。加えて被験者属性の多様化も課題である。

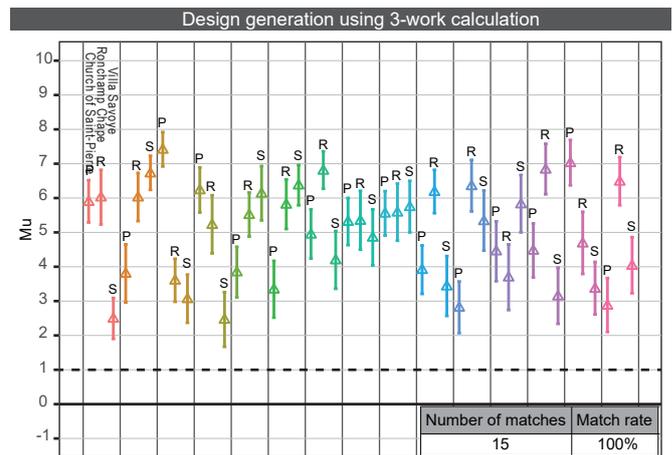
また今後は、ピクセル数の増加やデザイン要素の描画精度向上、



IMG No.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Correct	P	P	P	P	P	R	R	R	R	R	S	S	S	S	S
Judgment	P	P	P	P	P	R	R	R	R	R	S	S	S	S	S



IMG No.	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
Correct	PR	PR	PR	PR	PR	PS	PS	PS	PS	PS	RS	RS	RS	RS	RS
Judgment	PR	PR	PRS	PR	PRS	PS	PRS	PRS	PRS	PRS	RS	RS	PRS	PRS	PRS



IMG No.	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45
Correct	PRS														
Judgment	PRS														

\*P=Church of Saint-Pierre,R=Ronchamp Chapel,S=Villa Savoye

\*Range is 95% confidence interval based on Bayesian estimation

\*Match is white, mismatch is black

\*The characters in the figure are more than 1

\*The order of lines in the image is P, R, S

All	
Number of matches	36
Match rate	80%

Fig.7 Verification results

さらに多様なデザインの演算の試行,例えば・コルビュジェの学習作品数を増やすことや,ザハ・ハディドやカラトラバなどの複数建築家の作品を対象としたデザイン演算によるデザイン生成を課題とする。またDCGANに限らず, pix2pix, CycleGAN, StarGAN のデザインプロセスの目的に応じた体系化,例えばデザイン初期段階のボリュームモデルに任意のデザインソースを適用するデザインAI, などについても試行する予定である。

注

- 注 1) 再生と生成: 前者においても完全に同じデザインが描かれる訳でないが, 本稿では前者を「再生」, 後者を「生成」と呼称して区別する。
- 注 2) 1 段階目を先に行う理由: 本稿は, 人が選択した任意のデザインソースの印象やデザイン性を継承したデザインの「再生と生成」を意図している。つまり特定のデザイン性の数学的表現(100 次元ベクトルと学習済み深層ニューラルネットワーク)が可能であることが前提条件となる。これを前提としなければ, データメタな組み合わせによるデザイン演算となるからである。このようなランダムなデザイン生成もあり得るが, 本研究は「人と AI の共創」を目標としていることから, 人が選択したデザインソースのデザイン性を継承しつつ演算することで別のデザインを生成する AI を念頭とした。言い換えれば, 再生・生成したデザインの閲覧者が, 学習画像を持つデザイン性を感じるような別の画像を再生・生成する AI を念頭とした。そのためデザインを再生する AI の作成と検証を通じてデザインの数学的表現が可能かの検証を行い, その後にデザイン演算を行う AI の作成と検証を行った。
- 注 3) Batch Normalization: 参考文献 19) にて提案された手法で, バッチ処理として入力される複数のデータに対してニューラルネットワークの内部データを正規化することにより過学習の抑制やモデルの学習速度を上げる効果がある。
- 注 4) Dropout: 過学習の抑制する手法として参考文献 20) にて提案された手法である。学習する過程においてある層の中のノードのうちのいくつかを指定する割合で無効にすることを, 学習の更新毎に繰り返す手法である。これにより学習時のネットワークの自由度が強制的に小さくなり, 汎用度が高くなる(検証用データに対しても同様の精度が期待できる)ことが報告されている。位置については全結合層だけでなく畳み込み層においても有効であることが示されており, 割合については 50% 程度が用いられることが多い。本研究でもこれを参考に学習モデルの構成を複数検討した。
- 注 5) ReLU: 活性化関数に用いられる関数の一つの種類である(参考文献 21))。恒等写像に似ているが入力が 0 を超えていけばそのまま出力し, 0 以下であれば 0 を出力する関数である。単純な関数であるが汎用性の観点から画像認識分野において多く用いられている。
- 注 6) LeakyReLU: ReLU をベースに改良された関数であり, 入力値がマイナスの時に発生し得る勾配消失に対応した関数で, 負の値でも勾配を持つので学習が進みやすい。下記の式で表現され定数部分は学習前に設定する必要がある。詳しくは参考文献 22)

$$y(x) = \begin{cases} x & (x > 0) \\ ax & (x \leq 0) \end{cases} \quad \begin{array}{l} y(x): \text{活性化された値} \\ x: \text{入力値} \\ a: \text{勾配 (本モデルでは } a=0.2) \end{array}$$

- 注 7) Sigmoid: 主に 2 クラス分類の活性化関数として用いられ, 入力した値が大きければ 1 に近づき, 小さければ 0 に近づくとする特徴を持つ。

$$\text{sigmoid: } f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

- 注 8) SoftPlus: 活性化関数の 1 種であり下記の式に定義される。式のように入力される値が大きくなると傾きが 1 に近づき, 入力される値が小さくなると 0 に近づくとする特徴を持つ。生成器の損失関数 lossG(y) と判別器の損失関数 lossD(y) に SoftPlus 関数を用いた。

$$\begin{aligned} \text{SoftPlus: } f(x) &= \log(1 + e^{-x}) \\ \text{loss}^G(y) &= \sum f(-y) \\ \text{loss}^D(x, y) &= \sum f(-x) + \sum f(y) \end{aligned}$$

x: 学習データからの出力 y: 生成データからの出力

- 注 9) Adam: 損失関数により算出された誤差からネットワークを更新する方法として参考文献 23) にて提案された方法である。主たる設定は既往

研究を参考に複数パターンを試して決定した。

- 注 10) Bach Size: 深層学習の分野においては, 学習を効率的に実行する手法として Mini Bach 学習が頻繁に採用されている。Mini Bach 学習は, 学習データをいくつかの Mini Bach に分け Mini Bach ごとに学習を行い, 段階的に更新を進める方法である。本研究でも Mini Bach 学習を採用しており, Bach Size (Mini Bach Size) は Mini Bach のデータサンプル数のことである。本研究では複数の設定を試し「10」とした。
- 注 11) 学習環境: ubuntu16.4 LTS 64bit, RAM 15.6GB, プロセッサ Intel Core i7-7700CPU 4 コア 8 スレッド, GPU GeForce GTX 1070 8G である。
- 注 12) ワードクラウド: 出現頻度などから単語の重要度を示すスコアを算出し, スコアに応じた大きさで図示する手法。なおスコアは文章中に多く出現する言葉であっても一般的な文章で頻出しやすい単語はスコアが低くなり, 逆に文章中でのみ頻出する単語はスコアが高くなるように調整されている。重要度の選定には一般的に TF-IDF 法という統計処理が用いられる。TF-IDF は tf (英: Term Frequency, 単語の出現頻度) と idf (英: Inverse Document Frequency, 逆文書頻度) の二つの指標に基づいて計算される。計算式は以下の数式で表される。なお検証はスコアに基づいており, 結果に直接的に関わるスコアが高い単語は英語を併記して表に示した。直接的には関わらない図中の単語は検証に直接的には関わらないが, 参考として回答本来の意味を損なわないよう日本語表記で示した。今回のアンケートではユーザーローカル テキストマイニングツール (<http://textmining.userlocal.jp/>) による分析を行った。詳細は参考文献 24) を参照。なお本文中で言及している「粗い」については形容詞としても回答されておりこのスコア 1.22 も加算すると 17.29 である。また表に掲載していない単語のスコアはどちらにおいて約 3.5 以下であった。

$$tfidf_{i,j} = tf_{i,j} \cdot idf_i$$

$$tf_{i,j} = \frac{n_{i,j}}{\sum_k n_{k,j}}$$

$$idf_i = \log \frac{|D|}{|\{d: d \ni t_i\}|}$$

$\sum_k n_{k,j}$ : 文書  $d_j$  におけるすべての単語の出現回数の和

$n_{i,j}$ : 文書  $d_j$  における単語  $t_i$  の出現回数

$|D|$ : 総文書数,  $|\{d: d \ni t_i\}|$  は単語  $t_i$  を含む文書数

- 注 13) 図 4 に掲載した画像のクリエイティブコモンズ: 下記である。

1-3: Richard Weil, 2008.11 (CC BY-SA 2.0)

4: Unkonwn, 2017.2 (CC0 Public Domain)

5: Kotivalo, 1994.7 (CC BY 2.0)

6: Timothy Brown, 2001.11 (CC BY 2.0)

7: Jean-Pierre Dalbéra, 2018.18 (CC BY 2.0)

8: Timothy Brown, 2002.3 (CC BY 2.0)

9: Omar Bárcena, 2005.11 Omar Bárcena (CC BY 2.0)

- 注 14) ベイズ推定の詳細: 観測値が正規分布  $x \sim N(\mu, \sigma)$  に従い, 母平均と母標準偏差が, それぞれ十分広い範囲の一様分布  $\mu \sim U(0, 10)$ ,  $\sigma \sim U(0, 10)$  にしたがうとしてベイズ分析を行った。stan(ver. 2.19.2) を用いて長さ 21000, チェイン数 5, パーンイン期間 1000 として, HMC 法で得た 100000 個の乱数で事後分布・事後予測分布を近似した。収束判定指標はいずれも  $\hat{R} < 1.1$  であった。点推定値には EAP を用いており, 95 信用区間(確信区間)は図に示した通りである。事後標準偏差は最大で 0.48 であった。なお判定においては, 信用区間が 0 を下回るか否かを基準とした「感じているか否か」という判定も検討したが, 被験者の自覚的な回答値の最小値である 1 を下回るか否かという基準で「微小であるか否か」を判定した。これはコルビュジェの作品群であるため作品間にある程度のデザイン性のつながりがあると考えたからでもある。また作品選定は, 被験者がいずれの作品のデザイン性であるかを回答しやすいよう, 異なった形態であることに着目して行った。

参考文献

- 1) Tero Karras, et al.: Progressive Growing of GANs for Improved Quality, Stability, and Variation, Under review as a conference paper at ICLR, 2017.12

- 2) Noam Mor, Lior Wolf, Adam Polyak, Yaniv Taigman:A Universal Music Translation Network, arXiv:1805.07848, 2018. 5
- 3) David Donahue, Anna Rumshisky:Adversarial Text Generation Without Reinforcement Learning, arXiv:1810.06640v2, 2019. 1
- 4) Ian J Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Couville, Yoshua Bengio : Generative Adversarial Nets, Advances in Neural Information Processing Systems 27, pp. 1-9, 2014. 12
- 5) Isola, Phillip and Zhu, Jun-Yan and Zhou, Tinghui and Efros, Alexei A:Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks, arXiv:1611.07004, 2016. 11
- 6) Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola, Alexei A. Efros:Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks, arXiv:1703.10593, 2017. 3
- 7) Jack Foster(Author), Reiko Aoshima(Translation):How to get ideas, CCC Media House, 2003. 1(in Japanese)  
ジャック・フォスター (著), 青島淑子 (翻訳): アイデアのヒント, CCCメディアハウス新装版, 2003. 1
- 8) Yasushi Ikeda:Algorithmic Design and computational thinking process, Research Council Document Collection of Annual Meeting, Architectural Institute of Japan, Information system technology, 2014. 9(in Japanese)  
池田靖史: アルゴリズムデザインと思考プロセス, 2014年度日本建築学会 (近畿) 情報システム技術部門 研究協議会資料, 2014. 9, 日本建築学会
- 9) Kostas Terzidis(Author), Yasushi Ikeda(Translation):The genius designer of the future, Keio SFC Journal, vol. 10, no. 1, Designs from Now On, Keio SFC Academic Society, 2010(in Japanese)  
コスタス・テルジディス (著), 池田靖史 (訳): 未来の天才デザイナー, SFC Journal, vol. 10, no. 1, デザインのこれから, 慶應義塾大学 湘南藤沢学会, 2010
- 10) Satoshi YAMADA, Kotaro ONO:Development and Verification of AI that Generates Designs with Deep Learning - Street Names City Landscapes and Desire/No Desire Or Degree of Desire to Visit -, Journal of Architecture and Planning (Transactions of AIJ), Vol. 84, No. 759, pp. 1323-1331, 2019. 5(in Japanese)  
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 - 街並みと建築物外観の画像生成を対象に -, 日本建築学会計画系論文集, 第84巻, 第759号, pp1323-pp1331, 2019, 5
- 11) Joaquim Silvestre, Yasushi Ikeda, François Guéna, ConvNet Use in Architectural Design Process: Evaluation System of the Artificial Creativity Couple, Architecture Research, Vol. 6, No. 3, pp. 57-67, 2016. 6
- 12) Hina Kinugawa, Atsushi Takizawa, :Deep Learning Model for Predicting Preference of Space by Estimating the Depth Information of Space using Omnidirectional Images, Proceedings of the 37th eCAADe and 23rd SIGraDi Conference - Volume 2, pp. 61-68, 2019. 9
- 13) Eisenstadt, Viktor, Langenhan, Christoph and Althoff, Klaus-Dieter: Generation of Floor Plan Variations with Convolutional Neural Networks and Case-based Reasoning - An approach for transformative adaptation of room configurations within a framework for support of early conceptual design phases, Proceedings of the 37th eCAADe and 23rd SIGraDi Conference - Volume 2, pp. 79-84, 2019. 9
- 14) Satoshi YAMADA, Kotaro ONO:Study on "co-creation of AI and human" supported by design generation AI using Deep Learning Part 1- Design generation AI that draws an image by learning the appearance of a specific cityscape or architecture -, Summaries of Technical Papers of Annual Meeting, Architectural Institute of Japan, Information system technology, pp. 113-114, 2019. 7(in Japanese)  
山田悟史, 大野耕太郎: Deep Learningを用いたデザイン生成AIの支援による「人とAIの共創」に向けた研究 その1 - 任意の街並み・建築物の外観を学習して画像を描くデザイン生成AI- 日本建築学会大会学術講演梗概集, 情報システム技術, pp. 113-114, 2019. 7
- 15) Kotaro ONO, Satoshi YAMADA:Study on "co-creation of AI and human" supported by design generation AI using Deep Learning Part 2 - Design generation AI to calculate the design of the appearance of any building -, Summaries of Technical Papers of Annual Meeting, Architectural Institute of Japan, Information system technology, pp. 115-116, 2019. 7(in Japanese)  
大野耕太郎, 山田悟史: Deep Learningを用いたデザイン生成AIの支援による「人とAIの共創」に向けた研究 その2 - 任意の建築物の外観のデザインを演算するデザイン生成AI- 日本建築学会大会学術講演梗概集, 情報システム技術, pp. 115-116, 2019. 7
- 16) Kotaro ONO, Satoshi YAMADA:Applicability of image generation AI using deep learning to architectural and urban design, Proceedings of the 40th Symposium on Computer Technology of Information, Systems and Applications (Report) (Transactions of AIJ), pp. 246-249, 2018. 12(in Japanese)  
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
- 17) Alec Radford, Luke Metz, Soumith Chintal:Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, 2015. 11, <https://arxiv.org/abs/1511.06434> (accessed 2017. 11. 21)
- 18) Toshiyuki Sakamoto:chainerdetsukurukontentsuzidouiseipuroguramin gunyuumon, C&R KENKYUJO Co., Ltd, 2017. 12(in Japanese)  
坂本俊之: chainerで作るコンテンツ自動生成AIプログラミング入門, C&R研究所, 2017. 12
- 19) Sargey Ioffe, Christian Szegedy:Batch Normalization:Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift, 2015. 3, <https://arxiv.org/abs/1502.03167> (accessed 2017. 11. 21)
- 20) Nitish Srivastava, Geoffrey Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Ruslan Salakhutdinov.:Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting, The Journal of Machine Learning Research, Volume 15 Issue 1, pp. 1929-1958, 2014. 6
- 21) Xavier Glorot, Antoine Bordes and Yoshua Bengio:Deep sparse rectifier neural networks, Proceedings of the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, PMLR, pp. 315-323, 2011. 4
- 22) Bing Xu, Naiyan Wang, Tianqi Chen, Mu Li:Empirical Evaluation of Rectified Activations in Convolutional Network, arXiv:1505.00853, 2015. 5
- 23) Diederik P. Kingma, Jinmy Ba.:Adam:A Method for Stochastic Optimization, arXiv:1412.6980, 2014. 12
- 24) Takenobu Tokunaga:zyouhoukensakutogengosyori (gengotokeisan), University of Tokyo Press, 1999. 11 (in Japanese)  
徳永健伸: 情報検索と言語処理 (言語と計算), 東京大学出版会, 1999. 11
- 25) Hideki Toyoda:hajimetenotokeidetabunseki-beizuteki (posutoPchijid-ai)notokeigaku-, Asakura Publishing Co., Ltd, 2016. 6(in Japanese)  
豊田秀樹: はじめての統計データ分析 - ベイズ的 (ポストp値時代) の統計学一, 朝倉書店, 2016. 6
- 26) Kentorou Matsuura:StantoRdebeizutoukeimoderingu (Wonderful R), KYORITSU SHUPPAN CO., LTD., 2016. 10 (in Japanese)  
松浦健太郎: StanとRでベイズ統計モデリング (Wonderful R), 共立出版, 2016. 10
- 27) Satoshi Yamada, Kotaro ONO, Shingo Ikenoue:Generative design AI part 2, Architectural Informatics Lab. (Yamada Satoshi Lab.) (online), available from (<http://satoshi-bon.jp/2019/11/06/generative-design-ai/>), (accessed 2019-11-08) (in Japanese)  
山田悟史, 大野耕太郎, 池之上慎吾: ジェネレーティブデザインAI その2, 建築情報研究室 (山田悟史研究室) (オンライン) 入手先 <[satoshi-bon.jp/2019/11/06/generative-design-ai/](http://satoshi-bon.jp/2019/11/06/generative-design-ai/)> (参照 2019-11-07)

## CREATION AND VERIFICATION OF DEEP-LEARNING-BASED DESIGN AI

- Image Generation of Cityscapes and Building Facades -

*Satoshi YAMADA\**, *Kotaro ONO\*\**

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

\*\*Graduate student, Dept. of Architecture and Urban Design, Ritsumeikan Univ.

In recent years, there has been a growing interest in the application of Deep Learning to architecture and urbanism. This research is focused on content generation AI using Deep Learning. Despite claims that replacing creativity-related work with machines is difficult, the use of generative adversarial networks (GANs) is becoming more popular in various fields. The objective of this research is to develop an AI-supported design or a co-creation between humans and AI through the application of GANs. The primary goal of this work could be interpreted as repurposing existing concepts to create new designs through the combination of multiple design sources. Therefore, the purpose of this research is the creation of AI that emulate and support the design process.

This research examines two types of AI through a two-stage process; the first is an AI that reproduces design, and the second is an AI that generates design. The first type of AI reproduces designs from different sources and includes an analysis of whether the design can be expressed mathematically. This analysis is a prerequisite for the creation of the second type of AI that generates new designs by combining information from multiple sources. In other words, the second type of AI views designs mathematically, and the possibility of expressing designs mathematically (using the first type of AI) is examined to ensure that such a function is feasible and in line with user intention. Here, a mathematical expression refers to a 100-dimensional vector and an already-learned deep neural network.

The AI that reproduces design was applied to famous cityscapes (Kyoto and Edinburgh) and the façades of famous buildings (three works by Le Corbusier). The designs were reproduced as images and used for subject experiments to confirm that the intended impressions (oriental and occidental) and the designs of each type were successfully reproduced.

For the AI that generates design, a new design was generated from calculations of different combinations (three pairs and one trio) of the façades of three works by Le Corbusier (church of Saint-Pierre, Notre Dame du Haut, and Villa Savoye). This design was subsequently used for text mining Bayesian-estimation-based subject experiments to confirm that the characteristics of the design sources were successfully inherited.

To the best of our knowledge, these are new types of AI. Further, we believe that these achievements may facilitate better dissemination of design through fast generation of a large number of images (design patterns) that constitute new types of designs. This achievement may also help expand the concept of human design thinking by suggesting designs that can be permuted using AI but otherwise inconceivable for human designers. Ultimately, this can help in the creation of a new design environment, namely “co-creation between humans and AI,” wherein the designers choose the sources and the AI generates a number of design choices for the final design.