

1. はじめに

昨今、人口減少や少子高齢化に起因する地域の活力低下が懸念される中、都市の魅力向上とにぎわい創出が、多くの都市に共通して求められている。人々が訪れたいくなるウォーカブルで魅力的なまちなか空間を作るためには、歩行空間の魅力向上に資する効果的な評価手法と設計技術が必要である。

国土交通省の推進する「居心地が良く歩きたくなる」まちなかづくりの施策では、グランドレベルデザインに必要な「空間デザイン」の項目として、景観に関するガイドライン¹⁾を設定している。そこで、景観について求められる評価手法・設計技術の仕様を整理した結果、重要と考えられる

- ① 計画者が実務で使いやすい評価手法・設計技術であること
- ② 印象評価とそれに紐づく要素・特徴の相関性を分析可能なこと

の2点をターゲットとし、図1に示す街路景観の評価ツールを考案した。街路名や訪問意欲を対象としたニューラルネットワークは既に検討されているが²⁾、本ツールは街路景観画像から要素・特徴を抽出し、画像に対する印象を評価する。さらに評価結果を用いることで、要素・特徴の設計が、どのように与える印象に寄与するかを検討できる。

図2の研究全体の構想のうち、STEP1の「深層学習による街路画像を用いた景観分析ツールの開発」における開発概要と印象評価用教師データの作成、そして街路景観分析 AI 学習と可視化について述べる。



図1 開発ツールの概要

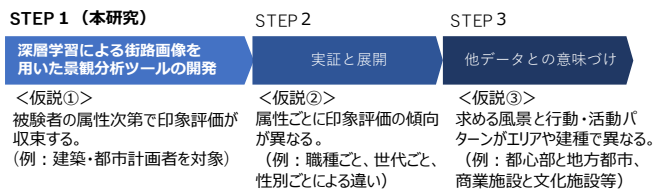


図2 研究全体の構想

2. 開発概要

2.1. ツール概要

本研究におけるツールの概要を図1に示す。撮影した景観画像、または設計者が作成したパースを開発したツールに入力することで、「要素・特徴」の抽出と「印象」の評価を実施する。位置情報が含まれる景観画像は、マップ上に可視化する。

本研究では、渋谷区の渋谷駅周辺部、竹下通り、表参道、奥渋谷エリアを対象とした(図3の白色部)。渋谷区は住宅街と繁華街がコンパクトにまとまっており、マップ上に可視化した際に効果的な比較が可能だと考えている。また渋谷区はまちなみ評価とスマートシティ戦略に積極的であり、網羅的に景観評価を

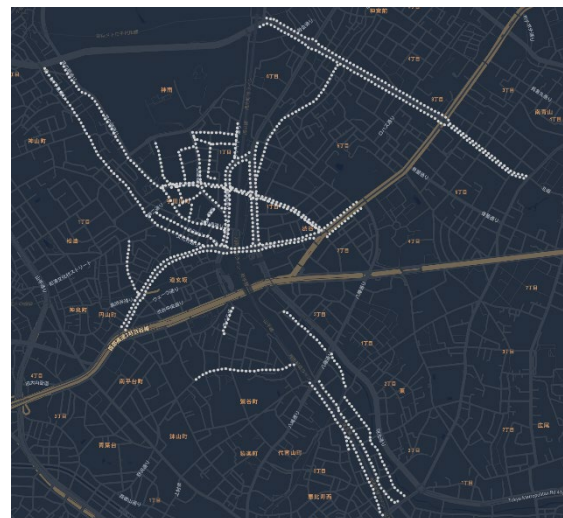


図3 渋谷区内の本研究の対象エリア

行う本研究の評価対象として適切であるとする。

景観画像の評価項目を表 1 に示す。評価項目は、キャプション評価法³⁾に倣い設定した大項目と、当社の建築設計者・都市計画プランナーへのヒアリングをもとに設定した中・小項目からなる。印象項目については、既往研究⁴⁾では「地域らしさ」を評価項目としていたことから、今回対象とした渋谷エリアに対応して「渋谷らしい」を追加した。

2.2 画像の収集方法

図 4 に画像撮影装置を示す。撮影範囲は図 3 に示す渋谷区内のストリートとし、台車型の撮影装置で 360° 画像を手動で撮影した。撮影期間とした 2021/7/21~9/13 のうち、午前・午後ともに晴天日となった 4 日間と、曇天の 1 日間の計 5 日間の日中で撮影を行った。撮影日は 7/21(最高気温 33.6°C)、8/3(同 32.9°C)、8/4(同 34.5°C)、8/5(同 34.7°C)が晴天、9/13(30.7°C)が曇天であった。

撮影地点数は合計で約 11000 地点となった。撮影された 360 度画像は、既往研究⁵⁾を参考に水平方向 90°、鉛直方向 74° でトリミングし、前方方向のものを利用した。



図 4 画像撮影装置

表 1 景観画像の分析・評価項目

大項目：<要素>		大項目：<特徴>	
中項目	小項目	中項目	小項目
人	人	人	アクティビティ構成 (歩く、立つ、座る)
建築	窓	建築	開口 (窓) 比率
	外壁		凹凸度 (陰影)
	路面店舗 (飲食・物販)		エッジ (密度・水平垂直)
	テント・オーニング	文字 (数・言語)	
	ショップボード	色彩構成 (明度・彩度・色相)	
	店頭陳列物	材質構成	
	看板 (袖・壁面)	インフラ	破損度合
室外機		ラックキ (面積比率等)	
物置	自然・地形	視認性 (緑視率・天空率等)	
自販機			
インフラ	車道 (舗装)・歩道	大項目：<印象>	
	電柱・電線	個別評価	
	路駐・放置自転車	中項目	小項目
	街灯	個性	おしゃれな・センスのある
	ごみ置き場・ごみ	日常性	落ち着きがある
	ガードレール・ポラード	整然性	ごちゃごちゃしている
	ストリートファニチャー (テーブル・イス)	親近性	親しみやすい
自然・地形	植物	総合評価	
	空	中項目	小項目
	水面	開放性	賑わいのある
			不安になる
		快活性	居心地が良い
		その他	渋谷らしい



図 5 印象評価のアノテーション画面

3. 印象評価用教師データの構築

ニューラルネットワークの学習のためには、手本となる教師データが必要である。印象評価用教師データ構築のため、既往研究⁵⁾を参考に、アンケート調査による画像の印象ラベリング (以下、アノテーション) を実施した。図 5 のようなアンケート回答システムを構築し、約 100 名の建築設計者・都市計画プランナーを被験者として、約 4000 枚の景観画像の印象を評価させた。ランダムに表示される景観画像を見比べて印象尺度が高いものを選択させるタスクを、1 つの印象評価項目ごとに 100 回、8 項目で計 800 回回答させ、合計約 80000 回の回答を得た。

一部の画像が極端に偏って表示されていないことを確認するため、アノテーションされた回数をヒストグラムとした。例として、「おしゃれな・センスのある」のアノテーション時のヒストグラムを図 6 に示す。これより、概ね 5 回程度アノテーションされており、アノテーションが極端に偏っていないことがわかった。

図 7 に、被験者から“おしゃれな・センスのある”と選択された上位画像を示す。樹木の木漏れ日と建築のファサードが調和していることや、インターロッキング等により舗装された比較的幅員の大きい歩道があるなどの傾向が見られた。したがって、被験者の印象評価に全体的な傾向があると考えられたため、深層学習で評価の特徴をとらえることが可能であると判断した。

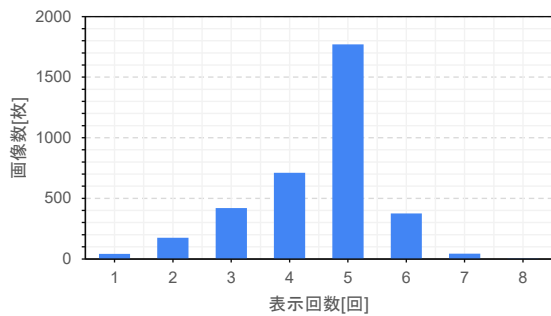


図 6 アノテーションにおける画像の表示回数分布



図 7 アノテーションされた画像例

4. 街路景観分析 AI の学習

表 1 に示す出力を持つ街路景観分析 AI を構築するための学習について述べる。

要素項目については、表 1 に示した要素項目を、図 8 のように景観画像にアノテーションした画像約 11000 枚を用いて、事前学習済みの EfficientNet⁶⁾に追加で学習させた。

特徴項目のうち色多様度は、解像度 16 の色相ヒストグラムを、シンプソンの多様度指数⁷⁾を用いて表した。窓開口比率は外壁検出矩形面積に対する窓検出矩形面積の比とした。緑視率と天空率、建物凹凸は、画像内の検出物を塗り分けるネットワーク DeepLab v3+⁸⁾を用いて塗り分け、それぞれ植物と空の面積率、建物領域の輪郭の標準偏差とした。エッジはソーベルフィルタ⁹⁾で抽出し、抽出後画像のエントロピーを算出した。

印象項目は、画像を比較し評価可能なモデルに 3 章のアノテーション結果を学習させた。出力は、3 章でのアノテーションのように各印象項目で比較した際の基準画像に対する勝率とした。基準画像の作成方法として、深層学習分野で平均的特徴をもつ画像を生成するために用いられる重ね合わせ (Mix up)を採用した。ランダムに抽出した 500 枚の街路景観画像を基に重ね合わせ平均画像(図 9)を作成し、これを基準画像とした。

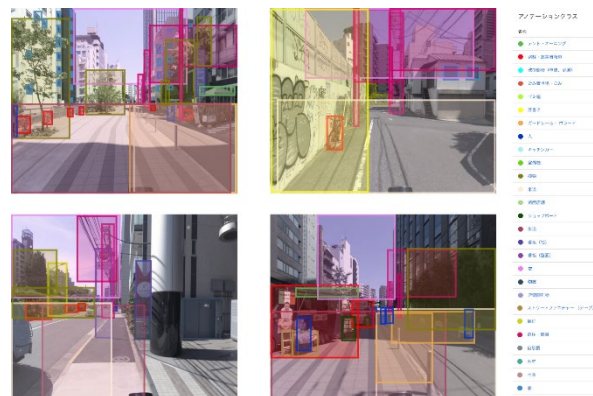


図 8 風景画像に対する要素アノテーション

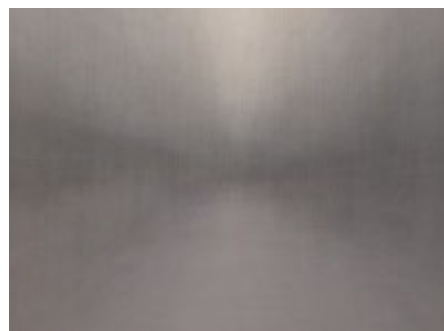


図 9 街路画像を 500 枚重ね合わせて平均化した基準画像

5. 街路景観分析 AI の出力分析

5.1 要素の抽出

要素の物体認識精度は Average Precision (AP) などで検証するのが一般的であるが、本研究では景観構成要素として過不足なく抽出できていることを重視するために、抽出された各要素項目の数が教師データのアノテーション数と一致した画像の割合を示す再現率で検証した。

表 2 に示す各要素項目の再現率は、バイクやオーニングなどは再現率が高い一方で、ゴミや物置、水面などは再現率が 0 となっている。これは、今回収集した画像に上記のような要素が極端に少なく、教師データとして十分でなかったことが原因と推測される。

表 2 要素の抽出精度(再現率)

要素	再現率	要素	再現率	要素	再現率	要素	再現率
バイク	0.95	ゴミ	0.00	落書き	0.82	店頭陳列物	0.77
オーニング	0.90	ショップボード	0.72	ガードレール	0.60	街灯	0.87
自転車	1.00	歩道	0.96	人間	0.45	ストリートファニチャー	1.00
自動車	0.80	袖看板	0.52	キッチンカー	1.00	電柱電線	0.58
破損(路面)	1.00	壁面看板	0.60	室外機	0.97	自販機	1.00
ゴミ置き場	0.84	空	0.90	植物	0.88	壁面	0.89
ゴミ箱	1.00	物置	0.00	路面店	0.84	水面	0.00
車道	0.96	窓	0.51				

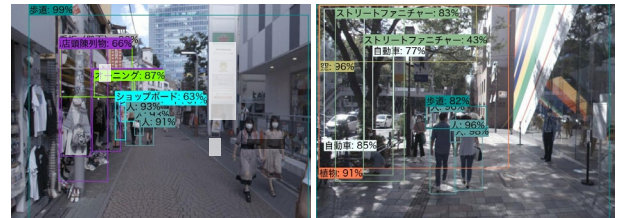


図 10 要素の抽出結果例

図 10 に要素の抽出結果を示す。画像内の枠に記載された数値は、物体認識の信頼度(AI の自信度合)を示している。要素抽出の傾向として、抽出結果に妥当性はあるものの、画像内の左上領域に偏って物体認識がなされていることがわかる。このため、画像全体を満遍なく抽出できるようモデルを改善する必要がある。

5.2 印象評価の結果

4章で学習した AI の出力分析を行うため、渋谷区のストリートを対象に撮影した約 11000 枚の街路景観画像を入力した。図 11 に AI が推論した印象評価の最上位・最下位の例を示す。

印象評価の精度を確認するため、画像を見比べた時の印象評価の比較正答率を各印象項目で評価した(表 3)。概ね 70%の正答率となったが、印象評価がほぼ同値の画像についても比較正答率を検証しているため、印象評価に十分な差がある画像についてはより高い比較正答率であると考えられる。



図 11 AIによる印象評価の最上位・最下位の

5.3 印象評価と要素・特徴との関係

5.2 節の出力のうち、主な 25 項目の相関係数を図 12 に示す。図 12 の結果から、印象項目に相関(|R|≥0.5) がみられる要素・特徴項目は、人、植物、緑視率、エッジ(エントロピー)であった。

人については、賑わいや渋谷らしさに正の、不安になる度合いに負の相関が出ており、植物はおしゃれ度と親しみやすさに相関がみられた。緑視率は植物の検出面積に影響されるため、同様におしゃれ度と親しみやすさに相関がみられたが、エッジ(エントロピー)にも同様の相関に加え、落ち着き度にも相関がみられた。また、印象項目内でも相関がみられ、不安と渋谷らしさ・賑わい、おしゃれな・センスのありと親しみやすさに特に相関があらわれた。

表 3 印象評価の比較正解率

印象項目	比較正解率
おしゃれな・センスのある	67%
落ち着きがある	66%
ごちゃごちゃしている	67%
なじみやすい	65%
賑わいのある	74%
不安になる	72%
居心地がいい	64%
渋谷らしい	65%

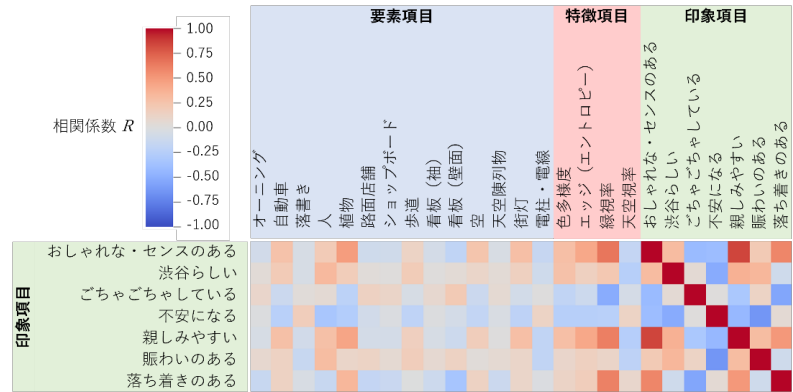


図 12 印象項目と要素・特徴項目との相関表

6. 街路景観分析マップによる可視化

「計画者が実務で使いやすい評価手法・設計技術」とするためには、街およびストリートに分布する景観の特徴を捉えることが重要であると考え、5章で得られた結果を Web アプリケーションで可視化した。可視化した街路景観分析マップを図 13 に示す。本アプリでは左側の評価項目を選択してフィルタリングができ、右側のウィンドウではレーダーチャートにより地点間比較が可能である。

今回対象としたストリートの中で一際特徴的であったのは表参道で、“おしゃれな・センスのある”、“落ち着きがある”、“なじみやすい”、“居心地がいい”で特に高い値となり、“不安になる”で低い値となっていた。スクランブル交差点付近では“渋谷らしい”が最も高くなり、住宅の多い奥渋谷エリアでは“渋谷らしい”が低いことが可視化された。

次に、マップ上に可視化された印象評価が、どのような要素・特徴を含んでいるかを確認する。例として、前出のようにポジティブな印象が強く表れている表参道において、相関のある要素・特徴項目を検討する。5.3 節から、“おしゃれな・センスのある”に相関が見られる特徴にエッジがあることから、エッジの特徴量をマップで可視化したところ、確かに表参道では高い値を示していることが確認できた。表参道



図 13 Web アプリケーションで可視化した街路景観分析マップ

の写真は木漏れ日を多く含んでおり、エッジ特徴量を表すエントロピー増大に影響したと考えられる。

このように計画者が本ツールを用いることで、街やストリートの景観に対する印象を捉えながら、関連する要素や特徴について分析が可能である。なお、本研究では各項目の相関関係を評価しているため、必ずしも因果関係にあるとは限らないことを念頭に、本ツールから得られた結果を活用する必要がある。

7. まとめ

本研究では、歩行空間の魅力向上に資する景観の効果的な評価手法として、「①計画者が実務で使いやすい評価手法・設計技術であること」「②印象評価とそれに紐づく要素・特徴の相関性を分析可能なこと」をターゲットに、街路景観画像から要素・特徴を抽出し、画像に対する印象を推論する評価ツールを提案した。深層学習による景観分析を実現すべく、約 100 名の建築設計者・都市計画プランナーによる景観印象評価を学習させ、要素・特徴・印象の合計 44 項目の出力が得られる AI を構築した。その結果、対象エリアにおける景観印象 8 項目に相関($|R| \geq 0.5$) がみられる要素・特徴項目は、人、植物、緑視率、エッジであることが明らかとなり、②を実現した。また、得られた結果を街路景観分析マップで可視化し、ストリートの特徴を捉えられていることを確認し、①を実現した。

本ツールの開発により、計画者が街の景観の特徴を広域に捉えることができるようになり、街になじみ、より街の魅力を引き立てる街路景観を計画可能となる。また、計画者の考える街路景観に対する印象に対して、本ツールによって必要な要素や特徴項目を検討可能になると期待される。

本研究では、キャプション評価法における景観評価の階層構造を踏襲して印象評価項目を策定したが、印象項目に強い相関の見られる項目が見られたため、より独立な印象項目として評価できるよう印象項目の整理・拡充を検討している。また、本研究では渋谷エリアを対象としたが、伝統的な建築物が立ち並ぶ京都や、日本とは異なる景観の海外都市など、渋谷エリアでは学習できていなかった景観についても学習の対象として拡充を検討している。これらの景観評価モデル改良を行いつつ、様々な属性の被験者に景観画像に対する印象をアンケートさせ、次ステップである「ターゲット属性を考慮したまちづくりの実証と展開」に進んでいきたい。

【参考文献】

- 1) 国土交通省：「居心地が良く歩きたくなる」まちなか創出に向けた道路空間利活用に関するガイドライン、2021.
- 2) 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, Vol. 84, No. 759, pp. 1323-1331, 2019.
- 3) 小島隆矢, 古賀誉章, 宗方淳, 平手小太郎：多変量解析を用いたキャプション評価法データの分析、日本建築学会計画系論文集、2002 .
- 4) 百里美和：街路景観における印象評価指標の体系化-夜間街路景観からの考察、東京大学大学院新領域創成科学研究科修士論文、2006 .
- 5) Philip Salesses, Katja Schechtner, and Cesar A Hidalgo : The collaborative image of the city: mapping the inequality of urban perception, *PLoS one*, Vol. 8, No. 7, p. e68400, 2013.
- 6) Tan, Mingxing, and Quoc Le. "Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks." International conference on machine learning. PMLR, 2019.
- 7) Simpson, Edward H. : Measurement of diversity, nature, 163.4148, 688-688, 1949.
- 8) Azad, Reza, et al. "Attention deeplabv3+: Multi-level context attention mechanism for skin lesion segmentation." European conference on computer vision. Springer, Cham, 2020.
- 9) Kanopoulos, Nick, Nagesh Vasanthavada, and Robert L. Baker. "Design of an image edge detection filter using the Sobel operator." IEEE Journal of solid-state circuits 23.2 (1988): 358-367.

【備考】

本稿は、2022 年度日本建築学会大会にて発表済みの内容に、画像収集方法と印象評価用教師データの構築について、再現性が高くなるよう詳細を追記したものである。