

街路全方位画像ビッグデータを用いた街路景観の主観的印象評価の属性別傾向

沖 拓弥*・小川 芳樹**・趙 琛渤***・今出川 祐亮****・清水 千弘*****

Attribute-specific Tendencies in Subjective Impression Evaluation of Streetscapes Using Street Omnidirectional Image Big Data

Takuya OKI, Yoshiki OGAWA, Chenbo ZHAO, Yusuke IMADEGAWA and Chihiro SHIMIZU

Abstract: In our previous paper (Ogawa et al., 2022), we constructed a model that can estimate subjective impression ratings (22 items) with high accuracy by training the results of a large-scale streetscape impression evaluation questionnaire to a multi-label classification model. However, the impression evaluation values estimated by this model reflect the average impression evaluation tendency of all attributes. In this paper, we construct a model for estimating streetscape impressions by attribute by learning the results of the above questionnaire for each gender, age, and prefecture. Using those models, we quantitatively analyze the tendencies in subjective streetscape impression ratings by attribute in Setagaya Ward, Tokyo, as an example.

Keywords: 印象評価 (impression evaluation), 街路画像 (street image), ビッグデータ (big data), 街路景観 (streetscape), 属性差 (attribute-based difference), 深層学習 (deep learning)

1. はじめに

昨今、多様性 (diversity) やインクルーシブ (inclusive) という概念はますます重要になっている。それは建築・都市計画でも例外ではない。今後、居住者や来訪者の多様性に配慮した建築・都市デザインと、そのための具体的手法が求められることになることが予想される。

多様性について考える上で、性別や年代による嗜好性の違いを理解することは最も基本的な取り組みと言える。筆者らはこれまでに、街路景観の印象評価を例に、性別や年代による嗜好性の違いをいかにして定量的に評価できるか検討してきた (今出川・沖, 2022)。具体的には、街路景観印象評価に関する大規模 Web アンケートで得られた属性別の平均評価値に基づき、バブルチャートと相関係数、残差平方和により評価の性差や年代

差を定量化する、というアプローチであった。しかし、分析に用いている画像ペアごとの性別・年代別のサンプル数が少ないため、結果の統計的有意性や汎用性に課題があった。

この「画像ペアごとの性別・年代別のサンプル数が少ない」問題を克服すべく、筆者らは、各画像ペアの回答者数を 10 人から 40 人に増やし、画像の多様性も高めたアンケート調査を改めて実施した。小川ら (2022) は、その調査結果をマルチラベル分類モデルに学習させることで、主観的印象評価 (22 項目) を高精度 (アンケート結果に対する正解率: 約 9 割) で推定可能なモデルを構築するとともに、主観的印象評価項目と景観要素の関係などについて分析を行っている。ただし、このモデルで推定される街路印象評価値は、あくまでも全属性の平均的な印象評価傾向を反映した

* 正会員 東京工業大学 環境・社会理工学院 (Tokyo Institute of Technology)
〒152-8550 東京都目黒区大岡山 2-12-1 E-mail: oki.t.ab@m.titech.ac.jp

** 正会員 東京大学 空間情報科学研究センター (The University of Tokyo)

*** 学生会員 東京大学 生産技術研究所 (The University of Tokyo)

**** 学生会員 東京工業大学 環境・社会理工学院 (Tokyo Institute of Technology)

***** 非会員 一橋大学 ソーシャル・データサイエンス教育研究推進センター (Hitotsubashi University)

ものと言える。

そこで本稿では、上述の Web アンケート結果（小川ら，2022）を属性別（性別，年代別，居住地域別）に学習させることで，属性別の街路印象評価推定モデルを構築する．さらに，東京都世田谷区を対象に，街路景観印象評価における属性別の嗜好の傾向を定量的に分析することを試みる．

2. 分析の方法

本稿で分析に用いている街路全方位画像，大規模印象評価 Web アンケート結果，および，街路景観の主観的印象評価モデルの構造は，基本的に小川ら（2022）と共通である．そこで本章では，手法を理解する上で必要最低限の内容と，小川ら（2022）との差分に絞り，概要を説明する．

2.1. 街路全方位画像の仕様

本稿でも，株式会社ゼンリンから提供された街路全方位画像ビッグデータ（撮影間隔：2.5m，世田谷区内の画像枚数：約 100 万枚）を用いる．オリジナル画像は，正距円筒図法（equirectangular）に基づく横 5,400 pixel × 縦 2,700 pixel の画像である．これを，視野角 75 度，仰角 0 度となるようにパース画像に変換した後，撮影車両が映り込んだ部分を削除することで，横 720 pixel × 縦 500 pixel の街路画像を得る．こうして得た画像を，アンケートおよび分析に用いている．

2.2. 大規模印象評価 Web アンケート

沖・木澤（2022）の手法を参考に，ランダムに表示した 2 枚の街路画像ペアを比較しながら，画面中央にランダムな順序で提示される 22 問の評価項目に対する印象を，5 段階で評価してもらう手法を採用した．画像ペア数は 10,000 であり，各ペアについて 10 種類の性別・年代別区分（20 歳代以下男女，30 歳代男女，40 歳代男女，50 歳代男女，60 歳代以上男女）それぞれから 4 人が回答するよう指定した．また，アンケート結果には，回答者の居住地域（都道府県，市区町村）に関する情報も含まれる．

固有の回答者数は 38,525 人，延べ回答者数は 400,000 人（= 10,000 画像ペア × 10 区分 × 4 人）

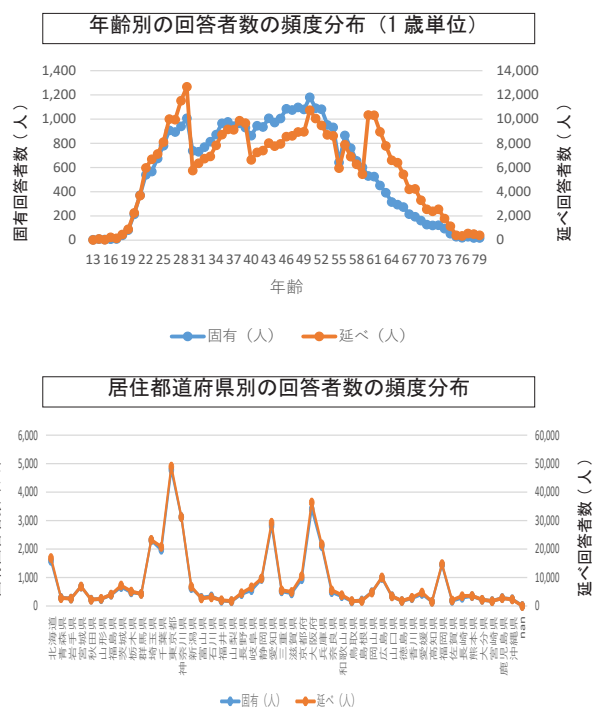


図 1 年齢別・居住都道府県別に見た回答者数の頻度分布

であった．年齢別および居住都道府県別に見た，固有・延べ回答者数の頻度分布を図 1 に示す．

2.3. 街路景観の主観的印象評価モデル（属性別）

上述のパース画像とアンケート結果を，シヤムネットワーク（Siamese network）に学習させる．画像の特徴量抽出には，畳み込みニューラルネットワーク（CNN）の最先端モデルの一つである ConvNeXt-B（Liu et al., 2022）を用い，出力層のニューロン数は 22 である．すなわち，画像ペアごとに，22 の主観的印象評価結果を一度に学習し，評価の大小を 22 項目同時に出力する（マルチラベル分類）．学習収束後，重み共有層（weights shared）から出力される 22 次元ベクトルを，本稿でも「主観的印象評価スコア」と定義する．

小川ら（2022）では，各画像ペアについて，回答した 40 人（10 区分 × 4 人）全ての評価結果を用いてモデルの学習を行った．本稿では，アンケートでの評価結果を属性ごとに分類した上でモデルに学習させることで，性別・年代別（計 10 種類）および居住都道府県別（計 47 種類）の主観的印象評価モデルを得た．

図 2・図 3 に，性別・年代別のモデルと居住都

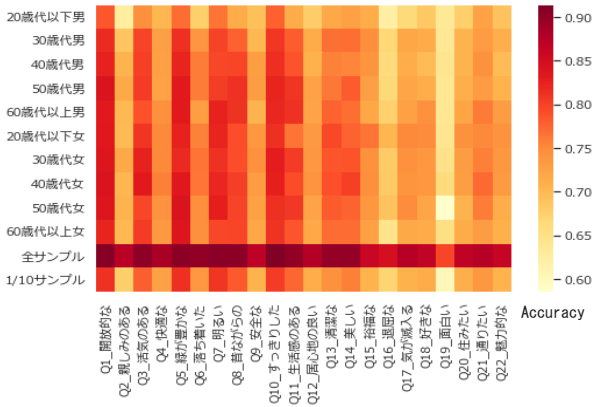


図2 性別・年代別モデル（10種類）の精度比較

道府県別のモデルの精度を示す。

属性別にフィルタリングすることで画像ペアごとのサンプル数が減少し、回答のバラつきが相対的に大きくなるため、全サンプルの回答を用いた場合（図2の「全サンプル」）と比べると、精度（Accuracy）はやや減少しているように見える。一方で、全サンプルの回答をアンダーサンプリングして（すなわち、40人分の回答からランダムに4人分を選ぶことで、各性別・年代区分とサンプル数が同数になるようにして）学習させた結果を見ると（図2の「1/10サンプル」）、多くの性別・年代別モデルの精度の方が優れていることがわかる。ただし、20歳代以下男は多くの評価項目において精度が低く、他の属性と比べて回答のバラつきが特に大きい可能性がある。また「Q19_面白い」のみ、推定精度が他の項目と異なる傾向を示している。小川ら（2022）が指摘しているように、全体の精度も相対的に低いことから、評価の個人差が大きい項目と考えられる。

居住都道府県別モデルの精度を見ると（図3）、サンプル数の多い都道府県（図1：東京都、大阪府）で精度が比較的高いことがわかるが、評価項目間の精度の大小関係は概ね類似している。アンケートで10,000画像ペアを作る際に用いた計1,000枚の画像について、47都道府県別に22項目の主観的印象評価スコアを算出し、それをもとに相関係数行列を作成したところ（図5）、概ね相関係数は0.8～0.9の範囲に収まっており、評価の傾向は都道府県間で大きく異ならないと言

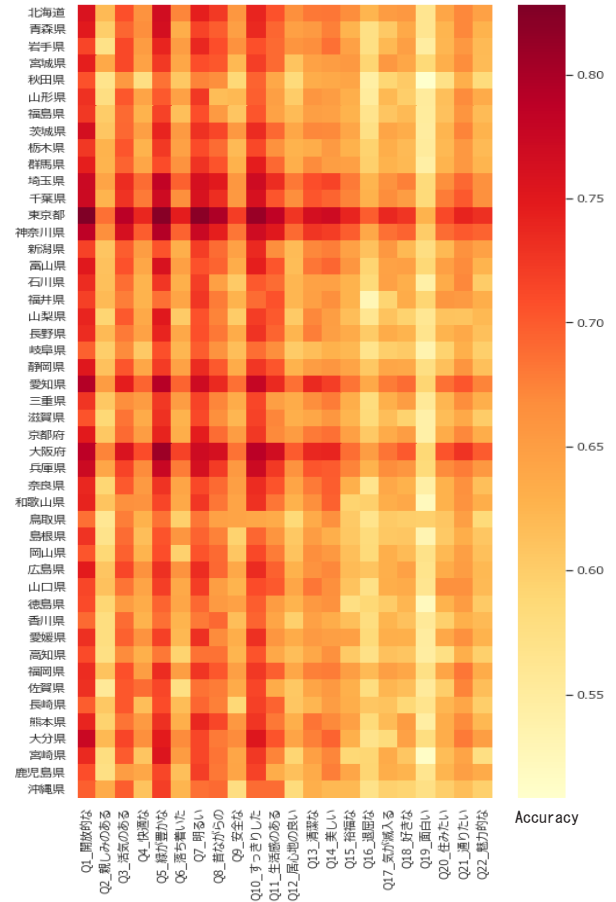


図3 居住都道府県別モデル（47種類）の精度比較

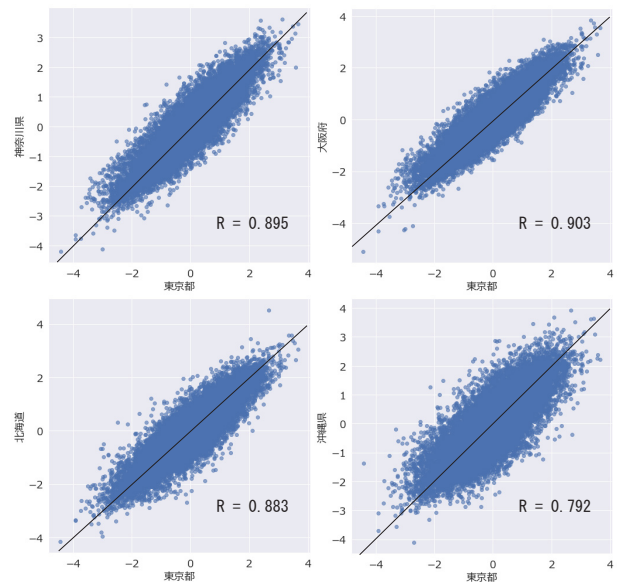


図4 東京都モデルと神奈川県モデル・大阪府モデル・北海道モデル・沖縄県モデルの主観的印象評価スコアの比較

える。それでも、例えば東京都と沖縄県との間の主観的印象評価スコアの相関係数は0.792であるが、2変数プロットで1,000枚×22項目＝22,000点の分布を比較すると、大きい場合で3程度、スコアに開きがあることが見てとれる（図4）。

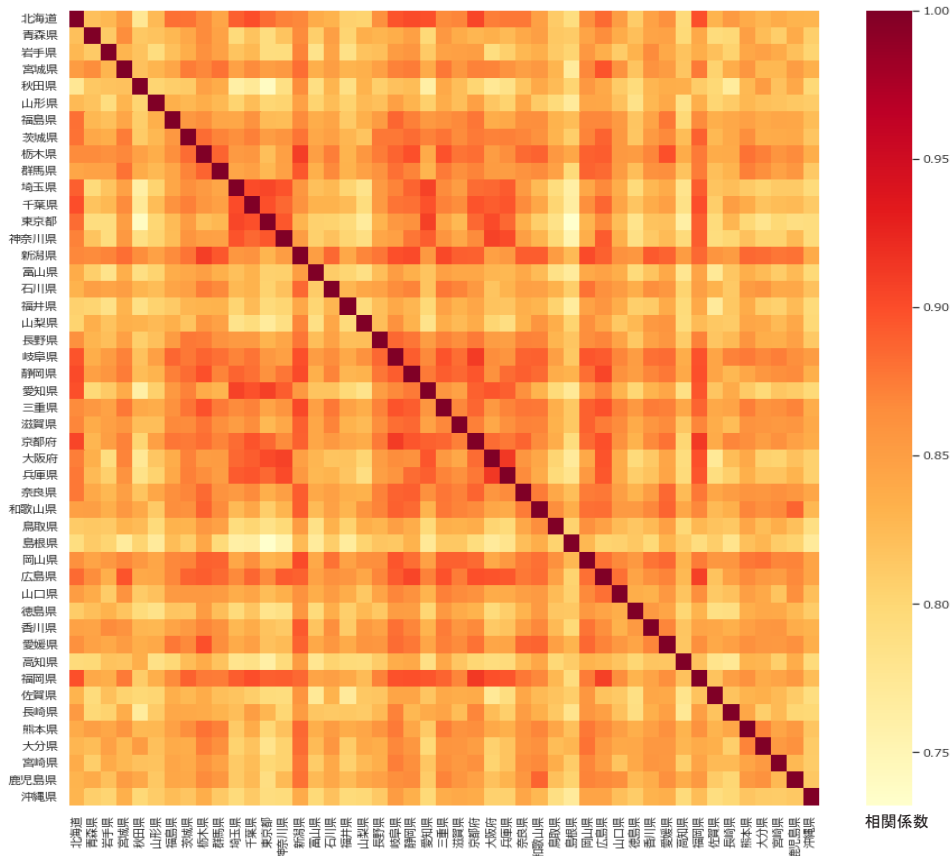


図5 居住都道府県別間の主観的印象評価スコア（アンケートで用いた1千枚）に基づく相関係数行列ヒートマップ

図5で用いている相関係数を非類似性尺度として、主成分分析により47次元ベクトルを2次元ベクトルに次元削減することで（第2主成分までの累積寄与率：約56%）、47都道府県を印象評価傾向の相関関係に基づき2次元平面上にプロットした（図6）。回答サンプル数の多かった都道府県が図左上に位置する傾向が見られるが、その他のまとまり（クラスター）の解釈や妥当性の検証は今後の課題である。特に、都道府県によっては、回答サンプルの性別・年代別構成比に偏りが見られる可能性があることから、性別・年代の影響を除外した居住都道府県別の印象評価傾向分析手法を検討する必要がある。

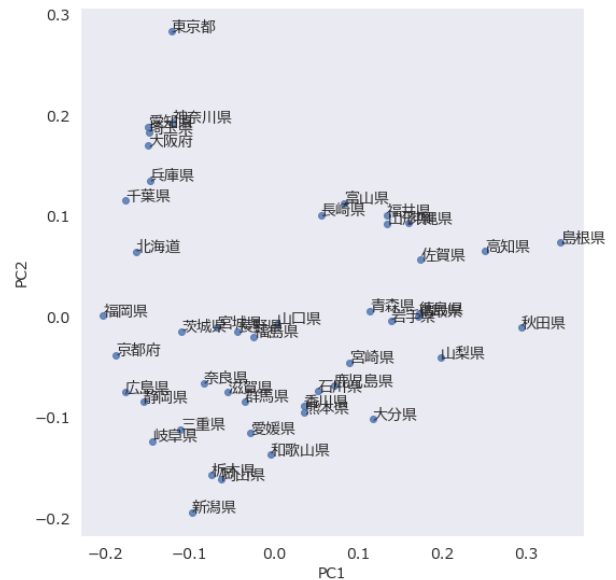


図6 相関係数行列（図5）に基づき主成分分析で可視化した都道府県間の印象評価傾向の類似性

3. 属性別の主観的印象評価モデルの応用

3.1. 応用分析の方針

前章で構築した属性別モデルは計57種類（性別年代別10種類、居住都道府県別47種類）あり、それぞれのモデルから、22項目の主観的印象評

価スコアが出力される。この結果を用いた様々な応用分析が考えられる。本稿ではその第1段階として、「Q20_住みたい」という項目について、性別・年代別および都道府県別に、東京都世田谷区内のどのような場所で、どのようなスコアの違

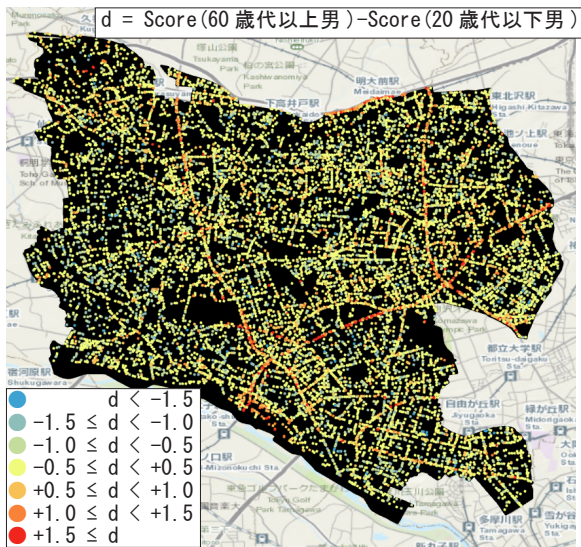


図7 60歳以上男と20歳以下男の比較
(赤に近づくほど60歳以上男の評価が高く、黄は同程度、青に近づくほど20歳代男の評価が高いことを表す)

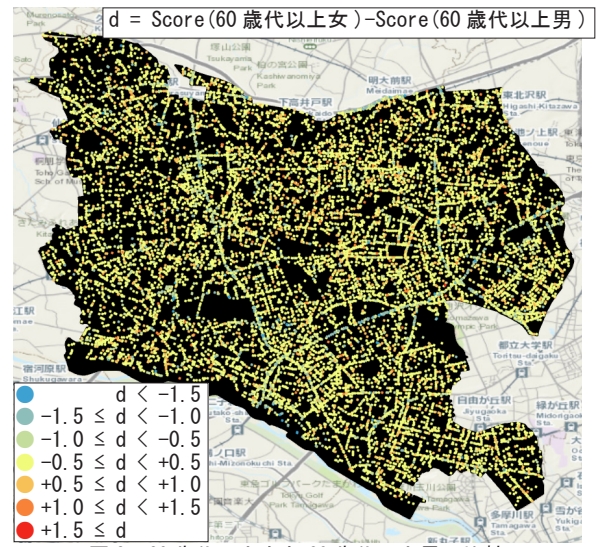


図8 60歳以上女と60歳以上男の比較
(赤に近づくほど60歳以上女の評価が高く、黄は同程度、青に近づくほど60歳以上男の評価が高いことを表す)

いが見られるか分析することを試みる。

アンケートで用いた1,000枚の画像(地点)のみでは、点分布が疎であり、地域の傾向を十分に考慮することが難しい。そこで、東京都世田谷区内の約100万地点の中から、15,000地点をランダムに抽出し、それを前章で構築した各モデルに入力することで、属性別の主観的印象評価スコアを比較的密度高く得ることとした。

比較する属性の組み合わせは多数考えられるが、ここでは、以下の属性間の比較を試みる。

- ①年代間比較：20歳以下男と60歳以上男、および、20歳以下女と60歳以上女
- ②性別間比較：20歳以下男と20歳以下女、および、60歳以上男と60歳以上女
- ③居住地間比較：東京都居住と北海道居住、および、東京都居住と大阪府居住

3.2. 結果

スコアの差が比較的わかりやすい結果を図7～図10に示す。本稿で比較した組み合わせの中では、評価の差はさほど大きくなかったが、区を貫く幹線道路のスコアに差が見られた。具体的には、20歳以下男よりも60歳以上男が(図7)、60歳以上女よりも60歳以上男が(図8)、20歳以下男よりも20歳以下女が(図9)、北海道居住者よりも東京都居住者が(図10)、それぞれ幹線道路沿いを好む傾向が見られた。20

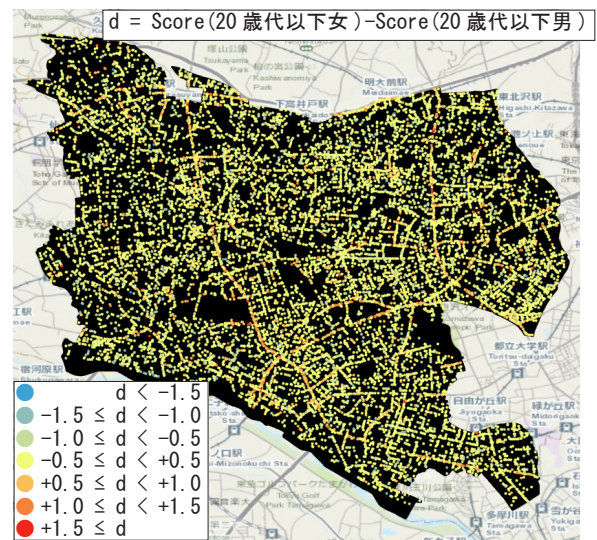


図9 20歳以下女と20歳以下男の比較
(赤に近づくほど20歳以下女の評価が高く、黄は同程度、青に近づくほど20歳以下男の評価が高いことを表す)

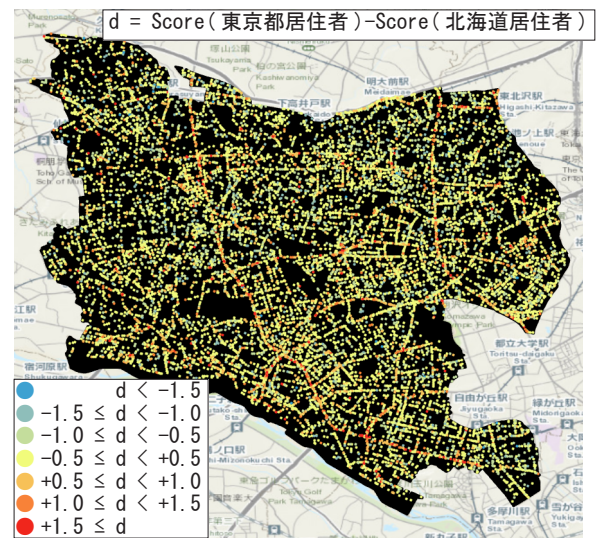


図10 東京都居住者と北海道居住者の比較
(赤に近づくほど東京都居住者の評価が高く、黄は同程度、青に近づくほど大阪府居住者の評価が高いことを表す)

歳代以下と 60 歳代以上で、男女間の評価傾向が逆転している点が興味深い。

4. まとめ

本稿では、属性別に街路の主観的印象評価モデルを学習させることで、性別・年代別（計 10 種類）および居住都道府県別（計 47 種類）のモデルを得た。そして、モデルで推定される主観的印象評価スコアの値を用いて、街路景観の印象評価に見られる属性間の嗜好の違いについて、基礎的な分析を試みた。今後は、属性による差異をより詳細に分析するとともに、回帰分析より景観要素などとの関係を明らかにする予定である。

謝辞

本研究は、科研費（20K15001, 22K04490）の助成を受けたものである。また、株式会社ゼンリンには本研究で用いた街路全方位画像データを提供して頂いた。アンケートの実施にご尽力いただいた楽天グループ株式会社 超ミニバイト課の関係各位、および、アンケートに回答頂いた方々に、この場を借りて謝意を表す。

参考文献

- 今出川祐亮・沖拓弥（2022）街路画像ビッグデータを用いた印象評価アンケートにおける属性差について，人間・環境学会第 29 回大会梗概集。
- 小川芳樹・沖拓弥・趙琛渤・関本義秀・清水千弘（2022）街路全方位画像ビッグデータを用いた街路景観の主観的印象評価モデルの構築，「地理情報システム学会講演論文集」Vol. 31。
- 沖拓弥・木澤佐椰茄（2022）画像ビッグデータと大規模被験者アンケートに基づく住宅地における街路印象評価推定モデル，日本建築学会計画系論文集，87(800)，2102-2113。
- Liu, Z., Mao, H., Wu, C. Y., Feichtenhofer, C., Darrell, T., and Xie, S. (2022) A ConvNet for the 2020s, arXiv preprint arXiv:2201.03545.