

街路画像ビッグデータとクラウドソーシングによるアンケートを用いた街路の印象評価構造分析

木澤 佐椰茄*・沖 拓弥**

Impression Evaluation Analysis of Streets Using Big Data of Street Images and Crowdsourced Questionnaire

Sayaka KIZAWA*, Takuya OKI**

This paper first conducted a large-scale web questionnaire survey on evaluating impressions using 1,000 Google Street View images taken in residential areas in Tokyo 23 wards by pairwise comparison. For each comparison, a subject responded to 22 questions (impression aspects), and in total, 14,900 subjects participated in the survey. Next, based on the questionnaire results, we constructed a model for estimating the impression evaluation scores of each street using a deep learning model, which consists of VGG16 and rankNet. The accuracy of the model was 78.7 % on average. Using the model, we conducted a correlation analysis of impression aspects and analyzed the spatial characteristics of each aspect.

Keywords: 街路空間 (street space), 印象評価 (impression evaluation), クラウドソーシング (crowdsourcing), Google ストリートビュー (Google Street View), ビッグデータ (big data), 木密地域 (densely built-up wooden residential areas), 深層学習 (deep learning)

1. はじめに

街路空間のあり方を検討する上で、人々が街路空間からどのような印象を受けるのかを考慮することは重要である。

街路空間の印象評価については、既に国内外で多くの研究がなされている。特に、SD (Semantic Differential) 法 (Osgood, et al, 1957) を用いて印象評価構造を分析しているものが多い。著者らも、東京都が指定する整備地域を対象に、100 枚の街路画像を用いて印象評価アンケートを実施し、街路空間の印象評価構造を分析した (木澤・沖 (2020))。しかし、これらの既往研究は対象地域が限定されている場合が多いほか、街路画像の枚数や印象評価の回答者数が少なく、分析の精度が低いという問題がある。一方、大規模なアンケートを実施した例として、Place Pulse 2.0 データセット (Abhimanyu et al., 2016) がある。ここ

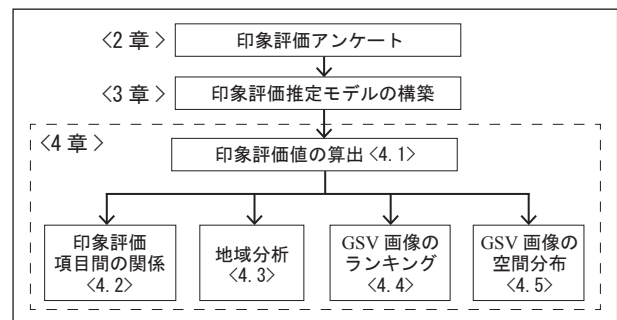


図1 本稿の流れ

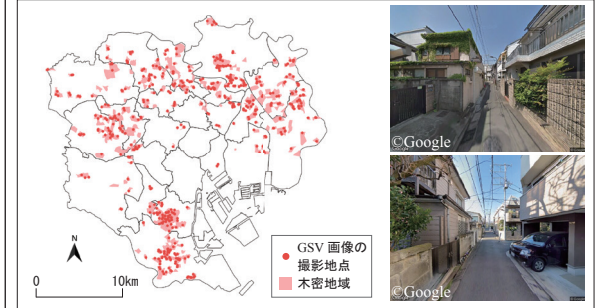
では、世界56都市の街路画像約11万枚を対象に、計約117万人が回答に参加している。しかし、質問項目数は6問と多くない。

そこで本稿では、まず初めに、Google Street View (以下、GSV) から抽出した街路画像を用いて、大規模な印象評価アンケートを行う。次に、アンケートでの回答結果をもとに、深層学習を用いた街路の印象評価推定モデルを構築し、その精

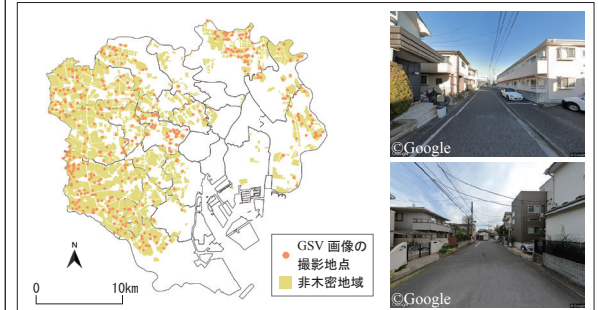
* 学生会員 東京工業大学環境・社会理工学院 (Tokyo Institute of Technology)
〒152-8550 東京都目黒区大岡山 2-12-1 E-mail: kizawa.s.aa@m.titech.ac.jp

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

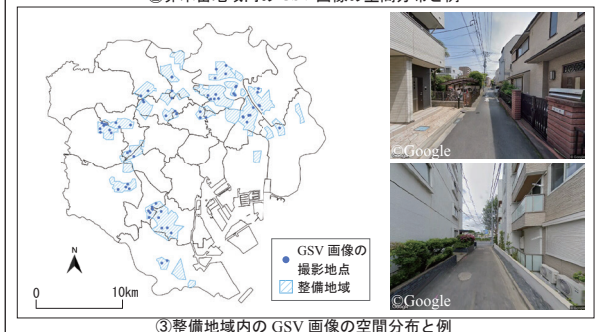
(a) 対象地域と画像枚数 (1000 枚)		
地域名	地域の条件	画像枚数
①木密地域	東京都 (2020) が指定する木造住宅密集地域	478 枚
②非木密地域	①木密地域以外の地域かつ、国土数値情報 用途地域データ (2011) の第一種・第二種低層住居専用地域または、第一種・第二種中高層住居専用地域	452 枚
③整備地域	東京都 (2016) が指定する整備地域 (木澤・沖 (2020) の分析対象地域) ※①②と重なる地域があるため、画像が重複しないよう抽出した。	70 枚



①木密地域内の GSV 画像の空間分布と例



②非木密地域内の GSV 画像の空間分布と例



③整備地域内の GSV 画像の空間分布と例

図2 アンケートの対象地域と街路画像の例

度を検証する。また、このモデルから推定される印象評価スコアをもとに、評価項目間や地域間の関係を分析するとともに、印象評価値の空間分布を可視化し、考察を行う。

2. 街路の印象評価アンケート

2.1. アンケートに用いる街路画像

本稿では、様々な住宅地域の街路について印象評価を行うことを目的に、東京 23 区内の①木密地域、②非木密地域、③整備地域 (図 2) から、それぞれ 478 枚、452 枚、70 枚 (計 1000 枚)¹⁾ の GSV 画像 (横 640 pixel × 縦 480 pixel) を無作為

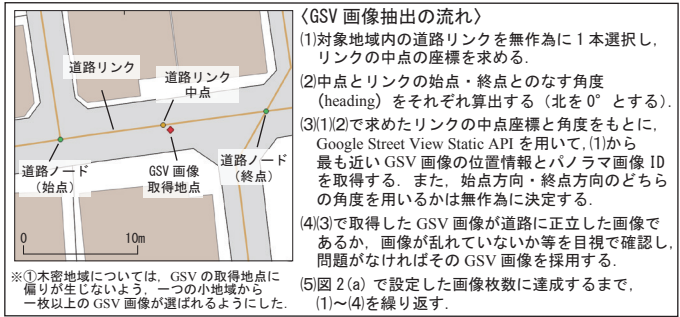


図3 GSV 画像の抽出方法

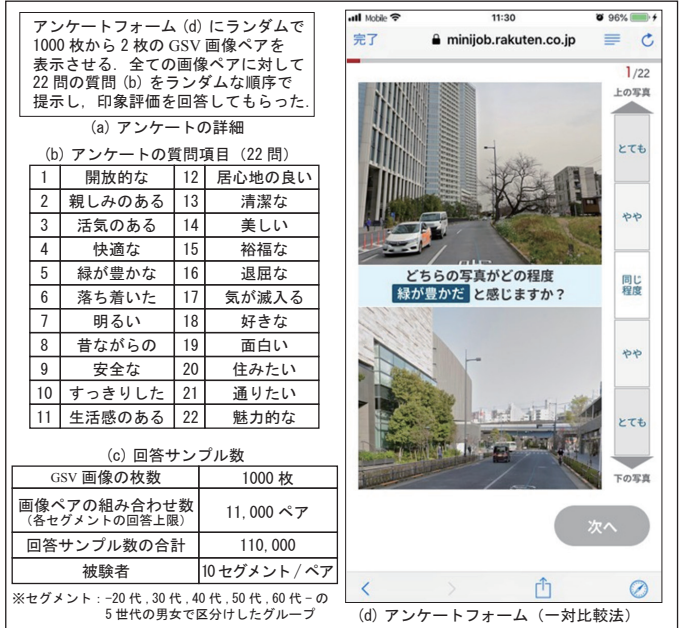


図4 被験者アンケートの概要

(a) 被験者数と属性						(b) 回答画像枚数		(c) 地域別被験者数	
年代	-20代	30代	40代	50代	60代-	合計 (名)	画像枚数 (枚/名)	居住地	被験者 (名)
男性	699	1,434	1,814	1,798	785	6,530	平均値	北海道	594
女性	2,103	1,910	1,999	1,814	544	8,370	最小値	東北	784
合計	2,882	3,344	3,813	3,612	1,329	14,900	最大値	関東	5,543
								中部	2,355
								近畿	3,117
								中国	851
								四国	429
								九州	1,216

図5 アンケートの基礎集計

に抽出し (図 3), アンケートで用いた。

2.2. アンケートの内容

アンケートの実施概要を図 4 に示す。前節で選定した GSV 画像 1000 枚のうち 2 枚の画像ペアを無作為に提示した (図 4(d))。被験者には、全ての画像ペアに対して 22 個の質問²⁾ (図 4(b)) をランダムな順序で提示し、それぞれの質問に対して街路画像 2 枚を比較した際の率直な印象を、5 段階で評価することを求めた。また、被験者がアンケート回答時に利用する端末はスマートフォンとタブレット、画面は縦向きに限定した。各セグメントにおける画像 1 枚当たりの登場回数は 22 回

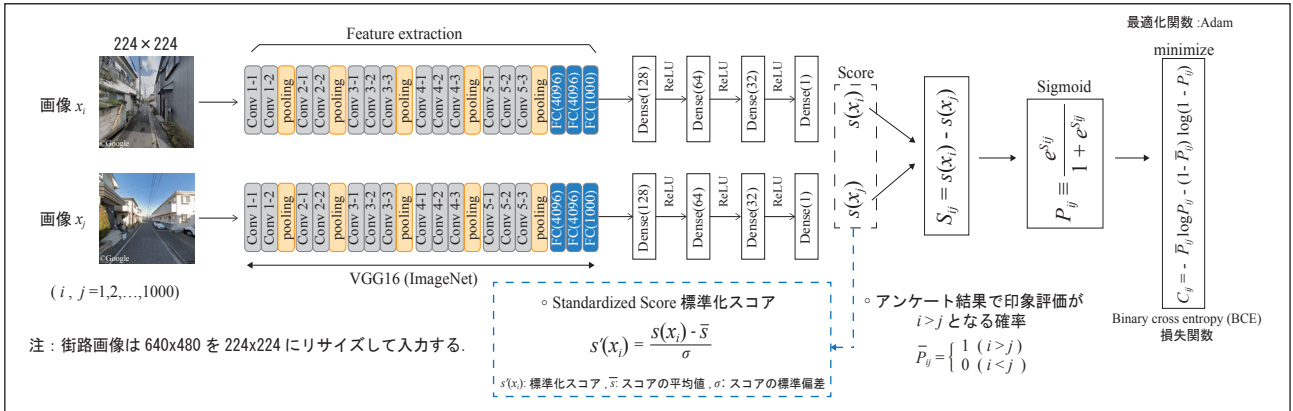


図 6 印象評価推定モデル構築の流れ

である。

2.3 アンケートの基礎集計結果

図 5 に (a) セグメントごとの被験者数と, (b) 一人当たりの回答画像枚数, (c) 被験者の居住地に基づいた地域ごとの被験者数を示す。

セグメントごとに回答数の上限を設定しているが, 一人当たりの回答数には上限がないため, 40 代女性の被験者は 1,999 名, 60 代以上男性の被験者は 544 名となり, セグメントにより被験者数が大きく異なる。また, 関東地方や近畿地方などの総人口の多い地域で回答数が特に多いが, 日本全国の被験者の印象評価を収集することができた。

3. 街路の印象評価推定モデルの構築

3.1 印象評価推定モデルの概要

1000 枚の GSV 画像の総当たりの回答を収集する場合, 莫大な回答数が必要となる。そこで, Abhimanyu et al.(2016) を参考に, 限られた数のアンケート結果から印象評価を推定するための深層学習モデルを構築した (図 6)。

モデル構築には, アンケートの 5 段階評価のうち, 「同じ程度 (図 4(d))」を除き, 画像ペアの評価の大小関係が明らかな結果のみを用い, 2 クラス分類モデルと考えた。具体的には, まず, ImageNet を学習済みの VGG16 (Simonyan et al., 2015) を用いて画像の特徴ベクトル (1000 次元) を算出する。次に, この画像の特徴ベクトルと回答結果をもとに, ランキング学習モデルの 1 つである rankNet (Burges et al., 2005) を用いて, 損

(a) Training データと Test データの F 値

F 値	Training	Test	
1	開放的な	86.4	83.1
2	親しみのある	68.0	64.7
3	活気のある	77.5	72.1
4	快適な	82.8	79.8
5	緑が豊かな	91.5	89.0
6	落ち着いた	72.8	70.4
7	明るい	82.8	80.5
8	昔ながらの	83.9	80.0
9	安全な	80.2	77.4
10	すっきりした	83.0	80.9
11	生活感のある	77.5	73.7
12	居心地の良い	78.5	76.0
13	清潔な	84.1	80.7
14	美しい	83.3	80.1
15	裕福な	83.0	79.2
16	退屈な	74.6	70.0
17	気が滅入る	82.6	78.7
18	好きな	78.8	76.4
19	面白い	67.4	63.5
20	住みたい	80.0	77.5
21	通りたい	80.3	77.3
22	魅力的な	80.7	77.4

※青色が濃くなるほど F 値が高く, 赤色が濃くなるほど低い。

F 値 (F-measure) = $\frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$

予測結果の尺度の 1 つ。
適合率 Precision と再現率 Recall の調和平均。

適合率: 正と予測したデータのうち, 実際に正である割合。
再現率: 実際に正であるデータのうち, 正であると予測された割合。

(b) F 値の定義

(c) 混同行列の例 (割合)

5. 緑が豊かな (N = 69,019)

Training データ (%)		印象評価モデルの予測結果		
		A>B	A<B	合計
実際の結果	A>B	91.6	8.4	100
	A<B	8.7	91.3	100

Test データ (%)

印象評価モデルの予測結果		実際の結果		
		A>B	A<B	合計
実際の結果	A>B	89.2	10.8	100
	A<B	11.1	88.9	100

19. 面白い (N = 39,269)

Training データ (%)		印象評価モデルの予測結果		
		A>B	A<B	合計
実際の結果	A>B	67.6	32.4	100
	A<B	32.6	67.4	100

Test データ (%)

印象評価モデルの予測結果		実際の結果		
		A>B	A<B	合計
実際の結果	A>B	63.5	36.5	100
	A<B	36.6	63.4	100

※図 4(d) のアンケートフォームにおいて, 画面上に配置された街路画像を A, 下に配置された街路画像を B とする。

図 7 印象評価推定モデルの精度

失関数 C_{ij} が最小化するように学習を行う³⁾。

3.2 モデルの推定精度

正解率 (Accuracy) の平均値は 78.7% と, モデルは良好な精度を示している。図 7 に印象評価推定モデルの精度検証の結果を示す。「1. 開放的な」や「5. 緑が豊かな」の F 値はともに 9 割前後と高い値を示している。一方, 「2. 親しみのある」や「19. 面白い」の F 値は 6 割台にとどまる。これらの項目は同一の画像ペアであっても, 被験者による評価の差が大きいことが影響している。ただし, Abhimanyu et al.(2016) による Place Pulse 2.0 データセットを用いた推定においても, その精度は 6~7 割であり, 本モデルの推定精度が特に低いという訳ではない。

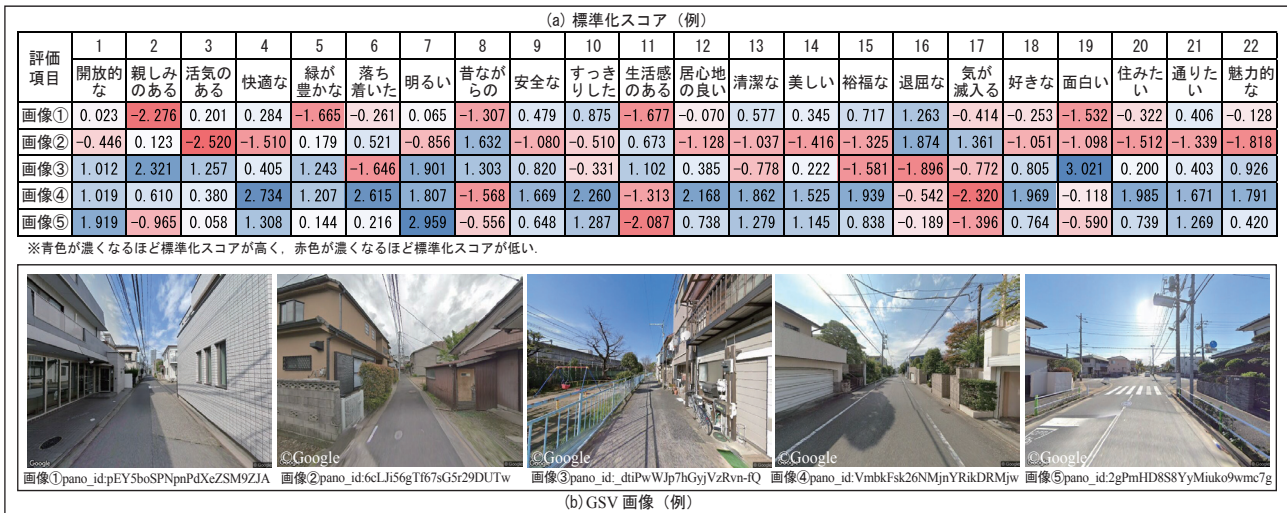
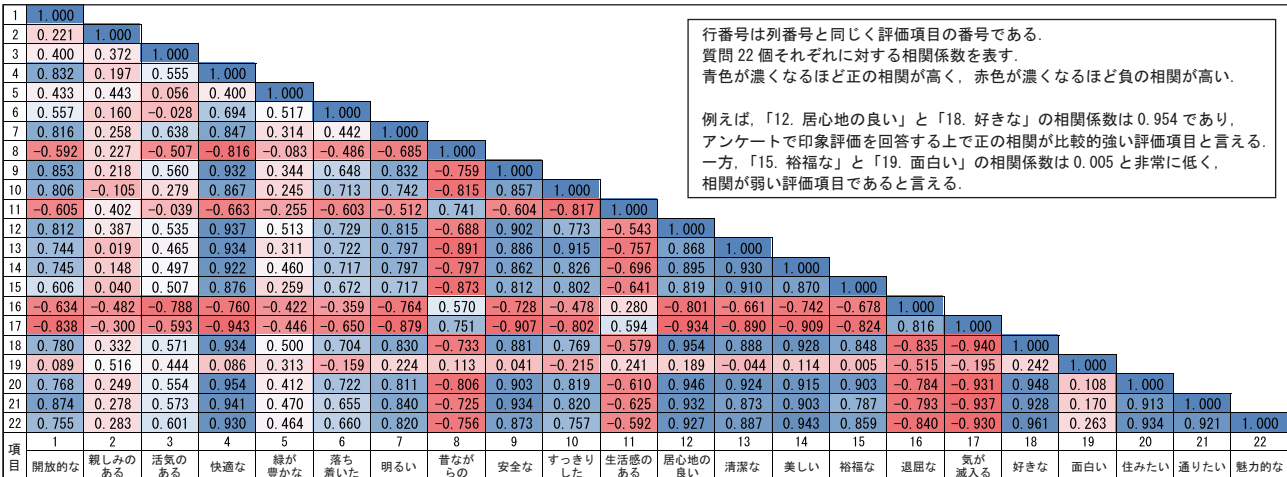


図 8 印象評価モデルによる標準化スコアの例

表 1 評価項目間の相関行列



4. 印象評価推定モデルを用いた関連分析

4.1 街路画像の印象評価値

3章で構築した印象評価推定モデルにより算出した、街路画像 i (特徴ベクトル x_i) に対する評価項目 q の印象評価値 $s_q(x_i)$ を、項目 q の平均評価値 \bar{s}_q と標準偏差 σ_q で標準化したスコア (標準化スコア) $s'_q(x_i)$ を用いる。街路画像の標準化スコア $s'_q(x_i)$ の例 (図 8(a)) を見ると、比較的直感と整合した結果を示していることがわかる。

4.2 評価項目間の関係

評価構造の類似した項目を明らかにするために、アンケート結果に基づき、評価項目 (22 問) 間の相関行列を求めた (表 1)。例えば、「12. 居心地の良い」と「18. 好きな」の相関係数は 0.954 となっており、非常に正の相関が強いことから、居心地の良い街路は好きな街路だと評価されやす

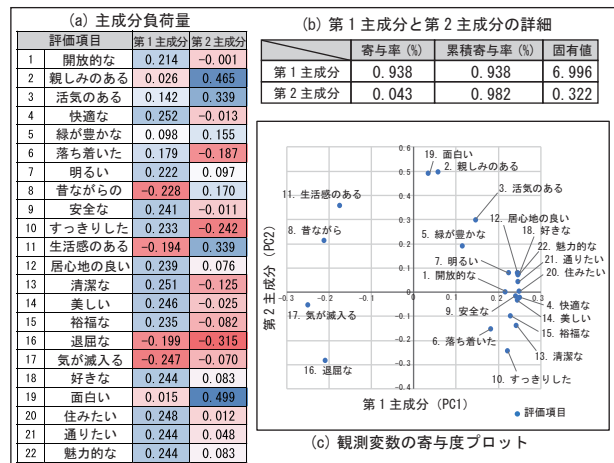


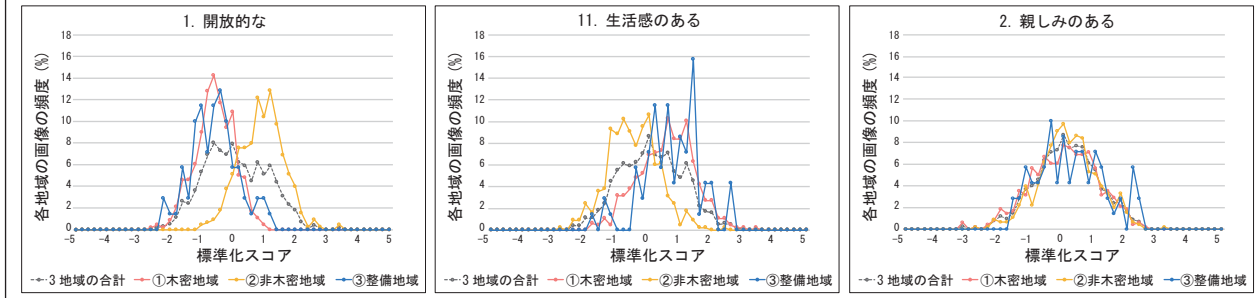
図 9 主成分分析の結果

い傾向にあると言える。また、「20. 住みたい」と相関が強い項目には、「4. 快適な (0.954)」「18. 好きな (0.948)」「12. 居心地の良い (0.946)」等があり、居住環境に快適性や心地良さを求めていると言える。

(a) 地域別標準化スコアの平均値と標準偏差

評価項目	(a) 地域別標準化スコアの平均値と標準偏差																					
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
1 開放的な																						
2 親しみのある																						
3 活気のある																						
4 快適な																						
5 緑が豊かな																						
6 落ち着いた																						
7 明るい																						
8 昔ながらの																						
9 安全な																						
10 ずっつきした生活感のある																						
11 居心地の良い																						
12 清潔な																						
13 美しい																						
14 裕福な																						
15 退屈な																						
16 気が滅入る																						
17 好きな																						
18 面白い																						
19 住みたい																						
20 通りたい																						
21 魅力的な																						
22																						
①木密地域	-0.676	-0.067	-0.177	-0.541	-0.327	-0.397	-0.503	0.402	-0.560	-0.560	0.468	-0.516	-0.491	-0.481	-0.389	0.368	0.533	-0.495	-0.012	-0.489	-0.570	-0.484
②非木密地域	0.819	0.048	0.208	0.667	0.348	0.516	0.586	-0.505	0.697	0.707	-0.592	0.627	0.615	0.591	0.489	-0.418	-0.653	0.595	-0.061	0.602	0.705	0.582
③整備地域	-0.673	0.152	-0.131	-0.612	-0.015	-0.620	-0.354	0.516	-0.675	-0.746	0.627	-0.527	-0.614	-0.537	-0.503	0.180	0.576	-0.460	0.480	-0.549	-0.660	-0.451
①木密地域	0.621	1.046	0.980	0.828	0.910	0.872	0.845	0.943	0.808	0.845	0.880	0.861	0.870	0.841	0.961	0.907	0.796	0.847	0.977	0.884	0.773	0.812
②非木密地域	0.703	0.934	0.973	0.737	0.990	0.895	0.835	0.790	0.715	0.644	0.790	0.760	0.765	0.836	0.790	0.914	0.799	0.827	0.995	0.763	0.749	0.873
③整備地域	0.754	1.055	1.050	0.924	0.886	0.862	0.916	1.077	0.890	0.896	0.907	0.926	0.934	0.902	1.060	1.089	0.901	0.895	1.058	0.959	0.853	0.933

※青色が濃くなるほど標準化スコアが高く、赤色が濃くなるほど標準化スコアが低い。



(b) 地域ごとの画像の存在割合

	地域 ①木密地域 設問 15. 裕福な 標準化スコア (地域平均) 2.192 (-0.389) 考えられる理由 ・車が写っている ・住宅の外壁が綺麗で新しい。		地域 ②非木密地域 設問 11. 生活感のある 標準化スコア (地域平均) 2.203 (-0.592) 考えられる理由 ・ゴミ置場が写っている。		地域 ③整備地域 設問 6. 落ち着いた 標準化スコア (地域平均) -2.562 (0.516) 考えられる理由 ・自転車が路上に放置されている。 ・窓枠やダクトがむき出し。
pano_id:z_ZxN14ZLr8aEMcVZGfv3g		pano_id:cjg6lFBU1kd_mC3duZkJfg		pano_id:f4-z6lVUNLz6AJ7dseN7qg	

(c) 地域の傾向と異なる街路画像

図 10 地域ごとの印象評価の傾向

1. 開放的な

1位 (標準化スコア :3.399) 2位 (3.395) 500位 (-0.067) 999位 (-2.573) 1000位 (-2.698)

5. 緑が豊かな

1位 (標準化スコア :6.401) 2位 (4.336) 500位 (-0.036) 999位 (-2.666) 1000位 (-3.653)

11. 生活感のある

1位 (標準化スコア :3.365) 2位 (2.979) 500位 (-0.027) 999位 (-2.588) 1000位 (-2.860)

20. 住みたい

1位 (標準化スコア :2.764) 2位 (2.379) 500位 (0.089) 999位 (-3.308) 1000位 (-3.332)

図 11 標準化スコアに基づく画像のランキングの例

次に、22問の評価項目間の関係を明らかにするために、相関行列の結果を用いた主成分分析により次元削減を行い、項目を2次元平面上にプロットした(図9(c))。「4.快適な」「14.美しい」「20.住みたい」等多くの評価項目の主成分負荷量が大きく、第1主成分の軸近くに集中しており、これらは評価構造が似ている項目であることを示唆している。

4.3 印象評価に基づく地域分析

地域①～③ごとの標準化スコアの傾向を把握するため、22問の評価項目の平均値を算出した(図10(a))。①木密地域と③整備地域は似た傾向が見られ、「11.生活感のある」「17.気が滅入る」等の標準化スコアが高くなっている。一方、これら2地域と比較すると、②非木密地域は多くの項目において対照的な評価がなされている。しかし、これはあくまで平均値であり、全体的な傾向であることに留意する必要がある。

次に、地域ごとの評価のばらつきを把握するため、頻度分布を作成した(図10(b))。「1.開放的な」に関しては、①③の地域では評価が低い傾向、②の地域では高い傾向にあり、地域ごとに評価が分かれている。一方で、「2.親しみのある」に関しては地域によって評価が分かれず、地域性が印象評価に影響しない項目であると言える。

また、地域の印象評価の傾向に異なる街路空間についても考察する(図11(c))。例として、画像③の「11.生活感のある」に着目する。この街路画像は非木密地域にも関わらず、標準化スコアが「2.203(非木密地域の平均は-0.592)」となっている。これは、画像内にゴミ置場が写っており、生活感を感じる被験者が多かったためだと推察される。したがって、画像に写り込む物体は印象評価に大きく影響を与えていると考えられる。

4.4 街路画像の印象評価ランキング

印象評価項目22問全ての標準化スコアを降順に並べ、街路画像のランキングを作成した。4つの評価項目の上位(1位,2位)、中位(500位)、下位(999位,1000位)を図11に示す。

例として、「11.生活感のある」について着目

する。1位と2位の画像は洗濯物や自転車、バイク等の生活に利用するものが写り込んでおり、これらが評価に大きく影響したと考えられる。一方、999位と1000位の画像には建物や道路、車が写っているが、生活感が感じられるものは特に写っておらず、順位は直感に合う結果となっている。したがって、印象評価推定モデルの精度(図7)と合わせて、標準化スコアに基づく画像のランキングは精度が良好であると言える。

4.5 街路画像の空間分布

評価項目22問全てについての空間分布を作成した(図12)。①木密地域と③整備地域では、「8.昔ながらの」や「11.生活感のある」等が、②非木密地域では、「1.開放的な」や「9.安全な」等が標準化スコアの高い画像が多く分布しており、地域による明確な傾向が見られた。一方、「19.面白い」については標準化スコアの高い画像が様々な地域に分散しており、街路空間の面白さは地域に依存しないことを示唆している。

5. まとめ

本稿では、街路画像とクラウドソーシングによるアンケート結果という2種類のビッグデータを用いて、街路空間の印象評価推定モデルを構築し、その予測精度や地域分析における有効性を示した。

謝辞

本研究の一部は、2020年度東工大挑戦的研究賞に関する研究課題の一部である。楽天グループ株式会社 超ミニバイト課の関係各位には、本研究のアンケート実施にあたり多大な協力を頂いた。また、アンケートに回答いただいた皆様に謝意を表します。

注

1) GSV画像1000枚を3種類の対象地域から収集する。③整備地域のGSV画像は、木澤・沖(2020)で使用したGSV画像100枚のうち、パノラマ画像IDが現在も有効な70枚を採用した。残りの930枚を①木密地域と②非木密地域からそれぞれ478枚、452枚収集した。

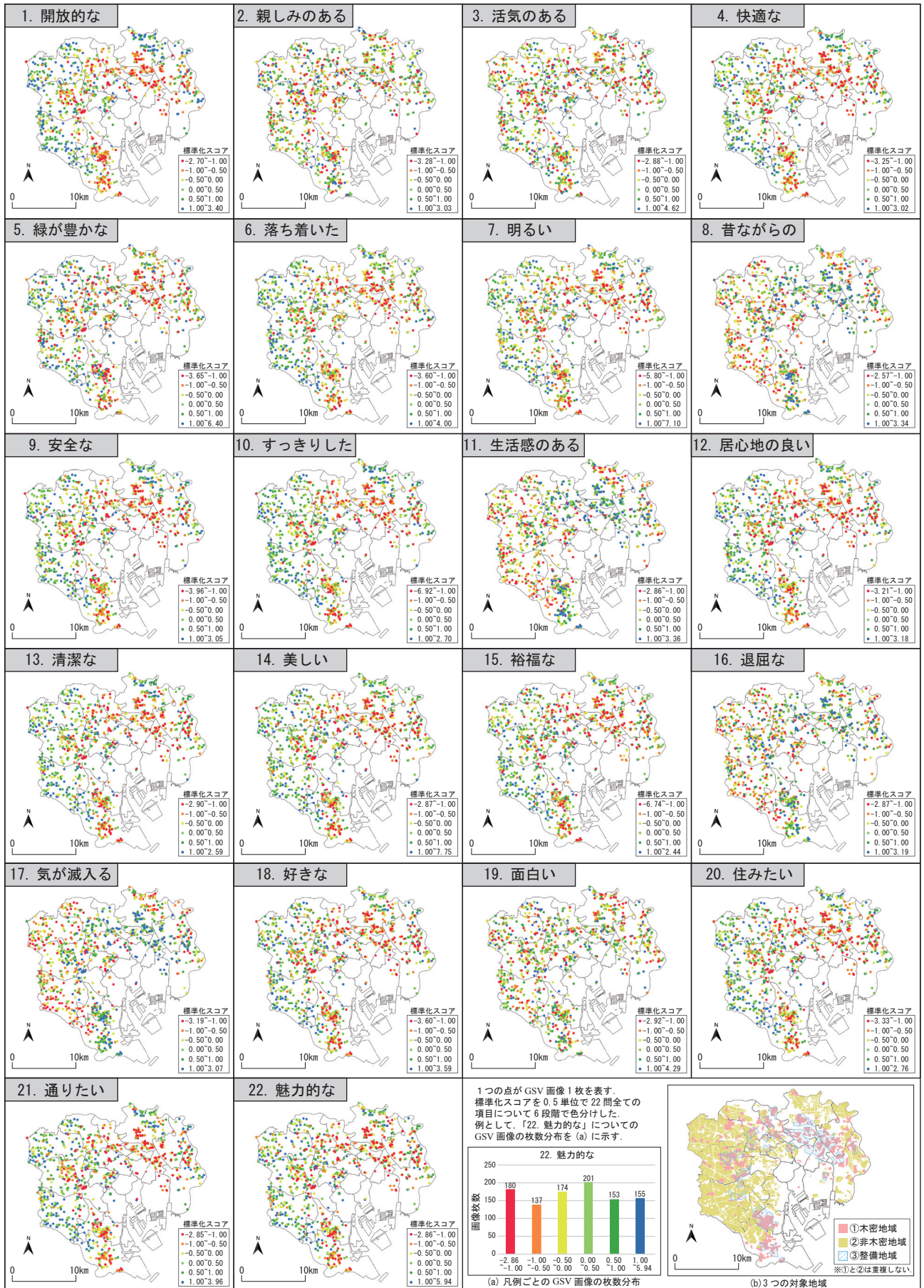


図12 評価項目ごとの街路画像の空間分布と対象地域

2) 22 問の印象評価項目は、木澤・沖（2020）と Abhimanyu et al.（2016）で用いているものを採用した。

3) モデル構築に用いる Training データのサンプル数を全体の 6 割, epoch 数を 100, ニューラルネットワークの最適化に Adam を用いて印象評価推定モデルを構築した。

参考文献

東京都: 防災都市づくり推進計画（改定）（2016）
（2019.11.28 参照）<<http://www.toshiseibi.metro.tokyo.jp/bosai/bosai4.htm>>

東京都: 防災都市づくり推進計画（改定）（2020）
（2021.8.28 参照）<<https://www.toshiseibi.metro.tokyo.lg.jp/bosai/bosai4.htm>>

国土交通省（2011）国土数値情報 . 用途地域
データ <<https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-A29.html>>

Abhimanyu Dubey, Nikhil Naik, Devi Parikh Ramesh Raskar, and César A. Hidalgo,（2016）Deep Learning the City:Quantifying Urban Perception At A Global Scale.<<https://arxiv.org/pdf/1608.01769.pdf>>

Abhimanyu Dubey et al,（2016）Deep Learning the City :Quantifying Urban Perception At A Global Scale <<https://www.media.mit.edu/projects/place-pulse-1/overview/>>

Karen Simonyan and Andrew Zisserman,（2015）Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. <<https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>>

Chris Burges, Tal Shaked, Erin Renshaw, Ari Lazier, Matt Deeds, Nicole Hamilton, and Greg Hullender,（2005）Learning to Rank using Gradient Descent <https://icml.cc/2015/wp-content/uploads/2015/06/icml_ranking.pdf>

木澤佐椰茄・沖拓弥（2020）印象評価アンケートと SNS データに基づく木造住宅密集地域の魅力分析 . 「地理情報システム学会講演論文集」, Vol.29