

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

木澤 佐椰茄 **・沖 拓弥 *

Attractiveness Analysis of Densely Built-up Wooden Residential Areas Based on Impression Evaluation Questionnaire and SNS data

Sayaka KIZAWA *, Takuya OKI **

This study aims to analyze the characteristics of the attractiveness of densely built-up wooden residential areas using data obtained from two different sources: a questionnaire of impression evaluation and a social networking service (SNS). Firstly, we conducted a questionnaire survey on evaluating impressions (such as landscape and attractiveness) from street images of densely built-up wooden residential areas. The images were obtained using Google Street View API, and the number of those was 100. Next, based on the result of the questionnaire survey, we clarified the impression evaluation structure and analyzed the relationship between the structure and the local characteristics of each area. Besides, in order to detect popular densely built-up wooden residential areas, we collected images posted on Flickr and attempted to analyze their spatial characteristics and contents.

Keywords: 木造住宅密集地域 (densely built-up wooden residential area), 魅力 (attractiveness), SD 法 (semantic differential method), Google Street View, Flickr

1. はじめに

木造住宅密集地域 (以下, 木密地域) は, 防災上の課題の早急な解消が必要である一方で, 地域特有の魅力がどこにあり, それをいかに維持していくかを検討することも重要である.

本稿では, 被験者アンケートと SNS (ソーシャル・ネットワーキング・サービス) という異なる 2 つのソースから得られるデータを用いて, 木密地域のもつ魅力の特性を多角的に分析することを目的とする (図 1). 具体的には, まず, Google Street View (以下, GSV) から得られる木密地域の街路画像を用いた印象評価アンケートを実施し, 被験者の印象評価構造や地域の特徴量との関係进行分析する (図 2). 次に, SNS の一つである Flickr を例に, 木密地域で撮影された画像やデータ, 対象地域の特徴を元に, SNS に投稿されやすい画像の特徴を考察する (図 3).

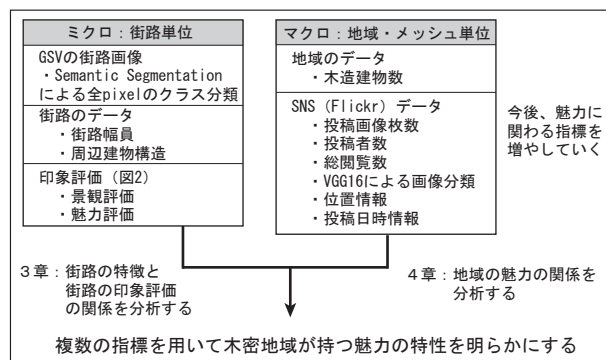


図1 本稿の構成

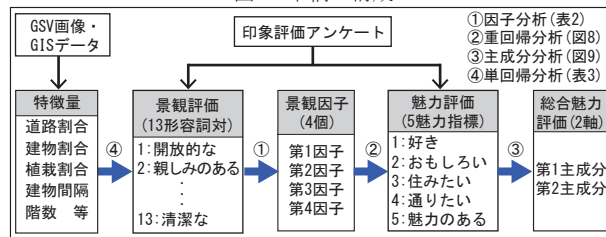


図2 印象評価分析の手順

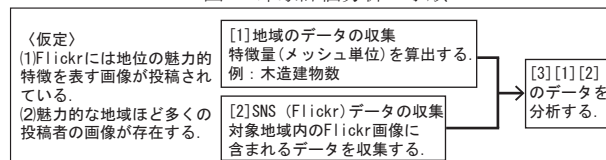


図3 Flickr分析の手順

* 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)

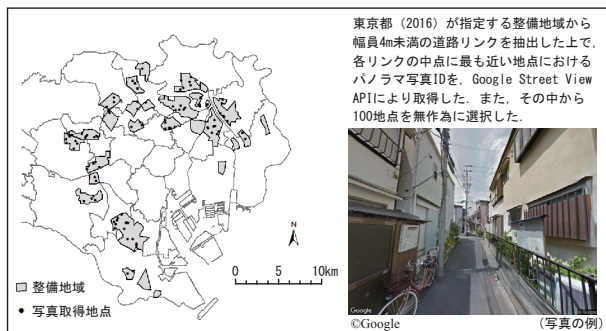


図4 印象評価分析の対象地域

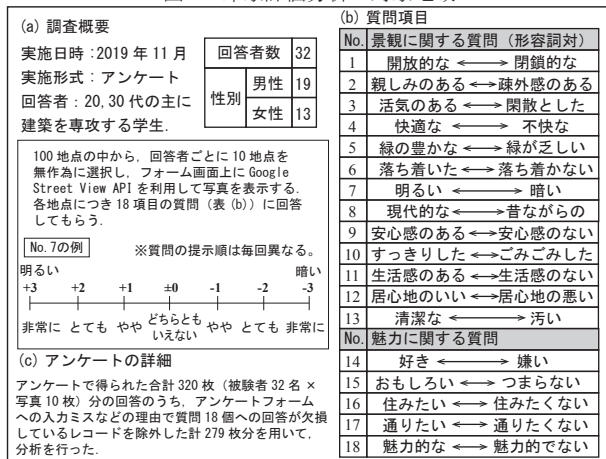


図5 印象評価アンケートの概要

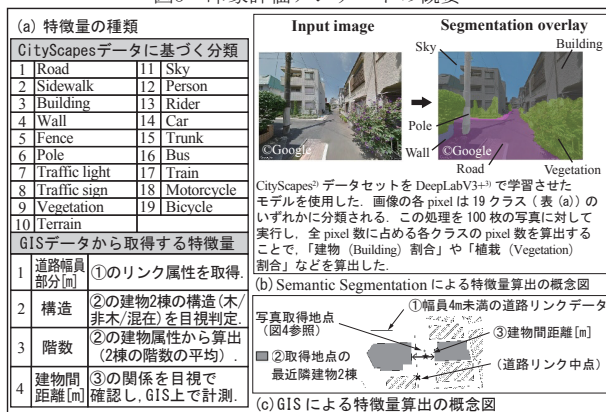


図6 特徴量の算出方法

2. 印象評価の方法と特徴量の算出方法

2.1. 印象評価分析の全体像

木密地域の魅力と特徴量の関係の一端を明らかにすることを目的とする。木密地域の街路写真を用いて印象評価アンケートを行った上で、図2の手順で回答者による印象評価と地域の特徴量の関係等を分析する。

対象地域は東京都（防災都市づくり推進計画（改定）、2016）が整備地域に指定する28の木密地域（図4）とする。対象地域内で100地点を指定し、その地点から取得したGSV画像を用い



図7 Flickr分析と対象地域

て印象評価アンケートを行った。

2.2. 木密地域印象評価アンケートの概要

アンケートの概要を図5に示してある。被験者32名それぞれに対して、対象地域である28地域の中から無作為に選択した幅員4m未満の街路の写真を順次提示した（合計10枚）。そして、SD法を参考に、写真1枚につき18個の質問（図5(b)：景観に関する質問13個、魅力に関する質問5個）を用意し、写真を見た際の率直な印象を7段階で評価してもらった。

2.3. 地域の特徴量の算出方法

アンケートで提示した写真と対応する街路の道路幅員や沿道建物の属性情報を、東京都都市計画GISデータおよびGoogle Street View（GSV）を目視で確認することで得た。さらに、提示した写真の各pixelをSemantic Segmentationにより分類することで、植栽等の街路構成要素が写真全体に占める割合を算出し、地域の特徴量に含めた（図6）。

表1 景観評価指標と魅力評価指標の相関行列

※行番号と列番号は図5(b)の番号と対応している。
質問18個それぞれに対する相関係数を表す。
色が濃くなるほど相関が高く、太枠は負の値である。
例えば「4. 快適な」と「16. 住みたい」の相関係数は0.69であり、評価する上で相関が比較的強い指標と言える。

1	1.00																	
2	0.35	1.00																
3	0.42	0.48	1.00															
4	0.52	0.53	0.45	1.00														
5	0.17	0.27	0.28	0.33	1.00													
6	0.36	0.41	0.24	0.49	0.19	1.00												
7	0.62	0.41	0.43	0.59	0.28	0.35	1.00											
8	0.23	-0.04	0.10	0.19	-0.00	0.06	0.21	1.00										
9	0.48	0.56	0.44	0.61	0.28	0.52	0.49	0.16	1.00									
10	0.32	0.14	0.13	0.39	0.12	0.38	0.33	0.31	0.34	1.00								
11	0.14	0.35	0.29	0.25	0.17	0.16	0.19	0.13	0.26	0.08	1.00							
12	0.46	0.60	0.40	0.66	0.28	0.64	0.53	0.06	0.67	0.33	0.29	1.00						
13	0.25	0.49	0.35	0.55	0.31	0.32	0.40	0.19	0.39	0.34	0.22	0.47	1.00					
14	0.29	0.59	0.42	0.49	0.33	0.37	0.39	0.11	0.47	0.05	0.41	0.59	0.51	1.00				
15	0.19	0.50	0.44	0.36	0.31	0.28	0.31	0.13	0.31	0.05	0.30	0.41	0.40	0.76	1.00			
16	0.43	0.53	0.46	0.69	0.35	0.49	0.53	0.20	0.66	0.34	0.24	0.68	0.48	0.58	0.44	1.00		
17	0.36	0.59	0.44	0.60	0.33	0.43	0.48	-0.01	0.56	0.20	0.34	0.61	0.53	0.66	0.59	0.62	1.00	
18	0.34	0.61	0.51	0.58	0.42	0.44	0.50	0.00	0.49	0.18	0.30	0.62	0.55	0.73	0.68	0.71	0.68	1.00
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	

(No. 14~18は魅力評価指標)

表2 景観評価の因子分析結果

No.	景観に関する質問(形容詞対)	第1因子	第2因子	第3因子	第4因子	独自性	因子名
12	居心地のいい/居心地の悪い	0.734	0.325	0.358	0.026	0.227	平穩因子
6	落ち着いた/落ち着かない	0.720	0.143	0.153	0.124	0.422	
9	安心感のある/安心感のない	0.579	0.416	0.300	0.067	0.397	
4	快適な/不快な	0.474	0.431	0.443	0.229	0.340	
1	開放的/閉鎖的	0.273	0.697	0.077	0.267	0.362	開放性因子
7	明るい/暗い	0.289	0.606	0.267	0.297	0.389	
3	活気のある/閑散とした	0.154	0.524	0.380	-0.049	0.556	
13	清潔な/汚い	0.208	0.065	0.799	0.303	0.223	生活因子
2	親しみのある/疎外感のある	0.424	0.340	0.539	-0.183	0.380	
5	緑が豊かな/緑が乏しい	0.151	0.195	0.328	0.010	0.831	
11	生活感のある/生活感のない	0.143	0.232	0.332	-0.312	0.718	
10	すっきりした/ごみごみした	0.364	0.098	0.103	0.590	0.499	整然因子
8	現代的な/昔ながらの	-0.012	0.145	0.038	0.500	0.727	
	因子寄与率	0.168	0.143	0.140	0.081		
	累計寄与率	0.168	0.311	0.451	0.532		

※因子抽出法：主因子法
回転法：Varimax回転

2.4. Flickr 分析の全体像

印象評価分析(2.1節)では被験者の印象評価に基づく街路単位の分析を行う。一方、Flickr 分析では地域単位での分析を行う。

対象地域は国土数値情報の都市地域土地利用細分メッシュデータで「低層地域(密集地)」に指定された地域のうち、国土数値情報の用途地域で低層住居専用地域または住居地域に指定されたエリアとした。Flickr に掲載された画像のうち、対象地域内で撮影された画像のみを API で収集し、基礎的な分析を行う。また、実際に収集した画像を VGG-16 によって画像分類し、実際に投稿された画像の特徴を見る。

3. 印象評価間および地域の特徴量との関連分析

3.1. 景観評価と魅力評価との関係

アンケート結果に基づき、景観評価指標・魅力評価指標間の相関行列を求めた上で(表1)、因子分析により、景観評価指標から4個の潜在因子(平穩因子・開放性因子・生活因子・整然因子)を抽出した(表2)。さらに、抽出した潜在因子を説明変数として、5つの魅力評価指標それぞれを目的変数とする重回帰モデルを推定した(図8)。魅力評価指標間には比較的強い正の相関関係が見られる。

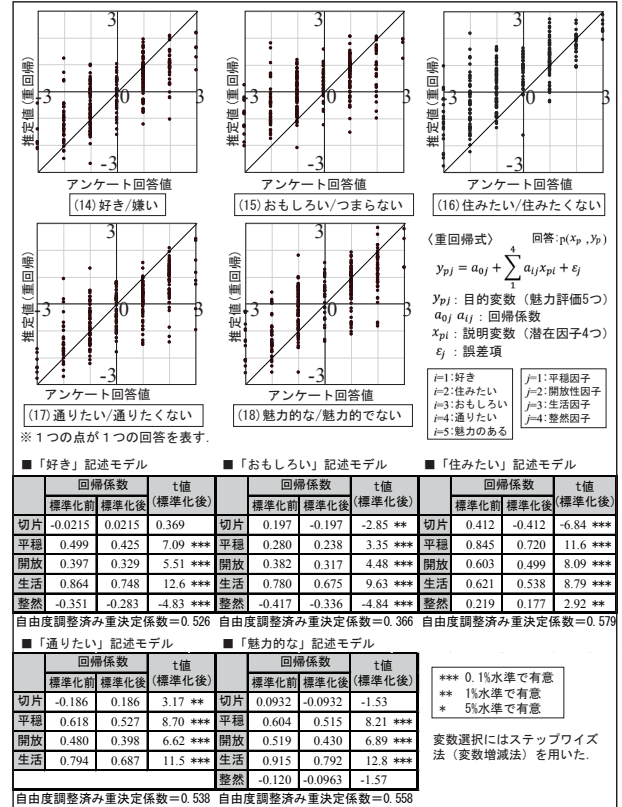


図8 景観因子と魅力評価の関係

係が見てとれるが(表1)、4因子の影響度には違いが見られる。生活因子の影響が大きい傾向にあるが、「住みたい」と感じるためには平穩さが特に重要視されている可能性が読み取れる。また、居住の視点では整然さを求めるのに対し、その他の視点では、逆に「ごみごみした」「昔ながらの」景観が求められるなど、興味深い傾向が表れている。

3.2. 魅力評価に基づく各地域の特徴

5つの魅力評価指標から、主成分分析により各写真を2次元平面上にプロットした(図9(b))。「住みたい」評価と「面白い」等の評価は固有ベクトルが直交しており、評価構造が異なる可能性を示唆している。次に、プロット図上での座標をもとに、写真を4グループに分類した(図9(c)に代表例を示す)。総合的に魅力評価指標の値が高いグループ(グループI)には、東京都23区内の北東部の写真が比較的多く含まれていることがわかる(図9(d))。ただし、同一写真でも回答者ごとに評価が異なるケースが散見され、評価構造の個人差の取り扱いを検討する必要がある。

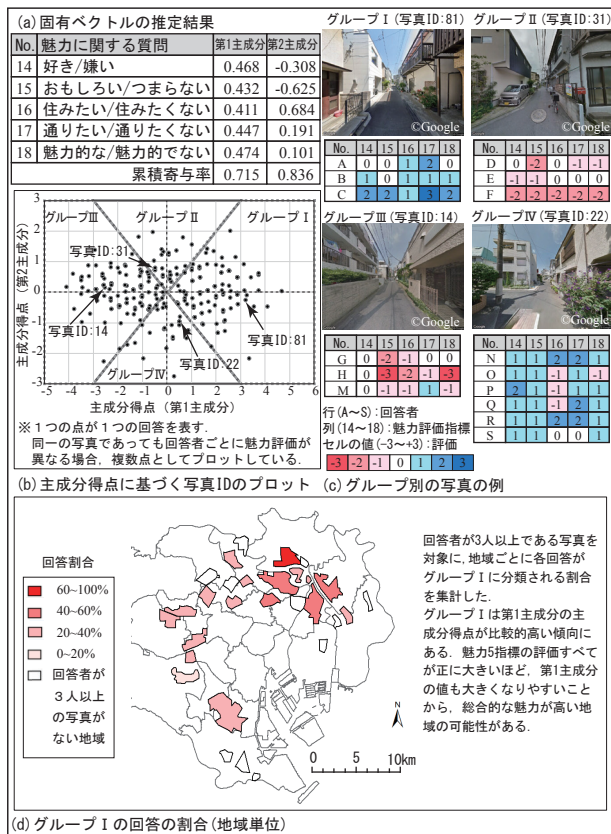


図9 各地点の魅力の特徴
表3 特徴量と印象評価の関係

特徴量	道路部分幅員		道路割合		建物割合		植栽割合		建物間距離		壁割合		空割合		階数	
景観指標No. または 魅力指標No.	4	17	14	5	9	9	14	18	6	9	4	12	16	5	8	
評価	-3	2.80	2.70	23.7%	56.7%	58.7%	6.2%	6.7%	5.5%	5.56	5.70	0.00%	2.9%	9.4%	2.20	2.77
	-2	2.84	3.00	22.3%	54.5%	52.8%	8.3%	8.1%	8.8%	6.11	6.30	1.74%	9.9%	9.3%	2.33	2.63
	-1	3.03	3.07	22.2%	50.6%	51.2%	8.7%	7.3%	7.7%	5.95	6.12	3.67%	9.0%	9.5%	2.39	2.44
	0	3.06	3.11	22.3%	51.9%	51.8%	8.4%	8.2%	9.1%	6.41	6.35	3.77%	9.7%	10.4%	2.39	2.25
	+1	3.09	3.09	21.6%	45.7%	46.8%	8.0%	9.1%	8.9%	6.44	6.22	4.06%	11.1%	9.8%	2.44	2.33
	+2	3.30	3.15	21.9%	43.1%	47.0%	9.2%	10.0%	8.7%	6.22	6.44	3.82%	10.4%	12.6%	2.38	2.20
+3	3.30	3.23	21.3%	44.6%	48.3%	10.5%	9.5%	13.3%	6.60	7.40	4.78%	12.4%	11.9%	2.44	2.29	
相関係数R	0.972	0.868	-0.859	-0.948	-0.875	0.827	0.909	0.810	0.840	0.818	0.879	0.801	0.844	0.814	-0.881	

※Rの絶対値が0.8以上のものから抜粋。表3では評価値ごとの各特徴量の平均値を用いてRを算出している。

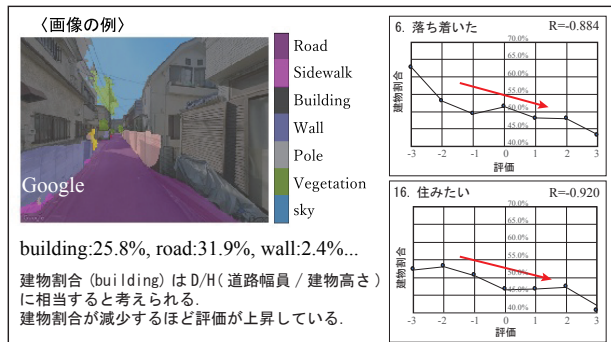
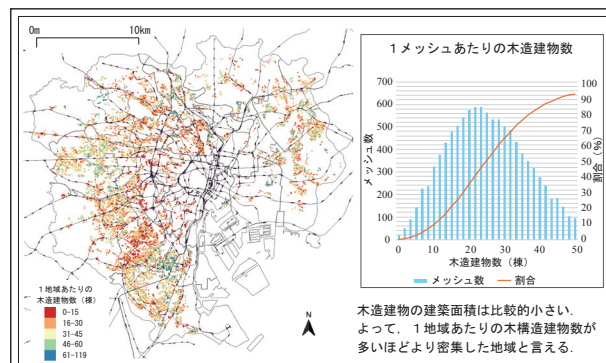


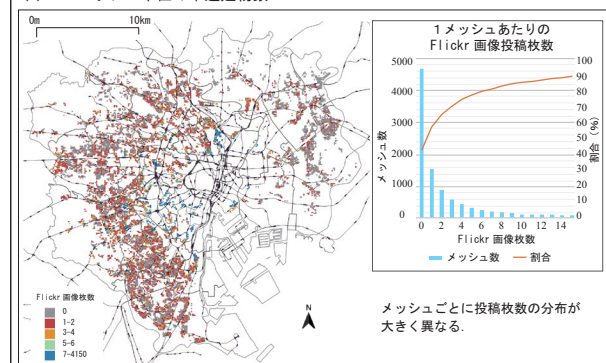
図10 特徴量と印象評価の関係の例

3.3. 地域の特徴量と印象評価との関係

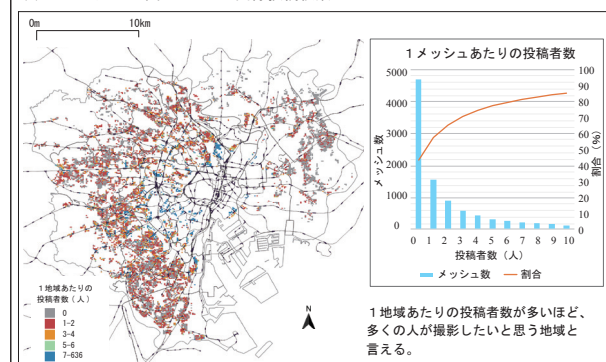
建物割合は D/H に相当する指標と考えられ、値が減少するほど「落ち着いた」や「住みたい」といった評価は上昇する傾向が見られる (図10)。また、道路部分幅員 [m] と建物間距離 [m] の値が増加するほど快適さや落ち着きなどの平穩因子 (表2) に含まれる評価が上昇する傾向が見



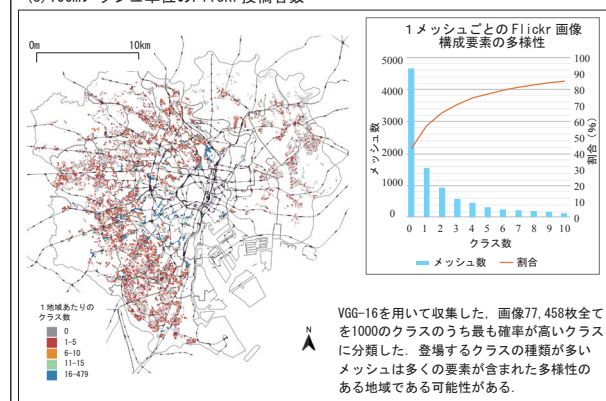
(a) 100mメッシュ単位の木造建物数



(b) 100mメッシュ単位のFlickr画像投稿枚数



(c) 100mメッシュ単位のFlickr投稿者数



(d) 100mメッシュ単位のFlickr画像構成要素の多様性

図11 基礎分析の概要

られる (表3)。さらには、植栽割合や空割合などを介して、間接的に印象評価に影響を及ぼしている可能性がある。こうした因果関係の解明は今後の課題である。

4. Flickr 分析の結果

1 つの 100m メッシュを 1 地域とする。木造建物数 (図 11(a)) や地域単位での Flickr 画像の投稿枚数 (図 11(b)) 等の特徴を抽出し、SNS に投稿されやすい画像について考察した。

まず、地域によって Flickr に投稿されている画像の枚数は大きく異なる (図 11(b))。ただし、同一人物が同地点から多数の画像を投稿している可能性がある。そこで、図 11(c) のように地域単位で Flickr への投稿者数を求めた。投稿者数が多いほど、多くの人々が Flickr に投稿したいと思う魅力のある木密地域である可能性がある。次に、鉄道路線と 1 地域ごとの Flickr 画像枚数の関係を見ると、駅周辺で撮影された画像が Flickr に多く掲載されていることがわかる。これにより駅周辺には SNS に投稿されやすい画像を撮影する場所が多く存在すると言える。

また、より詳細な木密地域の特徴を把握するためには投稿された画像の枚数や投稿者数だけでなく、実際に投稿された画像の内容にも着目する必要がある。そこで、学習済み画像分類用ディープニューラルネットワークの 1 つである VGG-16 (Karen Simonyan and Andrew Zisserman, 2015) を用いて、投稿された画像に対して画像分類を行い、Flickr 画像 77,458 枚全てを 1000 のクラスに分類し、画像構成要素と割合を求めた。画像を構成する割合が最も高いクラスについて着目すると、駅周辺ではクラスの種類が多い傾向にあり、駅周辺は SNS に投稿されやすい画像の被写体になるものが多く多様性のある地域であると考えられる (図 11(d))。

5. まとめ

木密地域の印象評価アンケート結果に基づき、評価指標同士や地域の特徴との関係を分析することで、木密地域の魅力構造に関する基礎的知見を得た。また、SNS の一つである Flickr から得られたデータや画像を用い、SNS に投稿されやすい木密地域の特徴を考察した。

謝辞

研究を進めるにあたり、アンケートに協力いただいた方々に謝意を表します。

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>>
- Cordts, M., Omran, M., Ramos, S., et. al. (2016) The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding. <<https://www.cityscapes-dataset.com>>
- Chen, L., Zhu, Y., Papandreou, G., et. al. (2018) Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation. <<https://arxiv.org/pdf/1802.02611.pdf>>
- 国土交通省：国土数値情報，都市地域土地利用細分メッシュデータ（平成 28 年度）<<https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-L03-b-u.html>>
- 国土交通省：国土数値情報，用途地域データ（平成 23 年度）<<https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-A29.html#prefecture13>>
- Karen Simonyan and Andrew Zisserman, (2015) Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. <<https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>>