街路印象評価に対する空間構成要素の質的影響

原田慶紀*・沖拓弥**

Qualitative Effects of Spatial Components on Street Impression Evaluation

Keiki HARADA*, Takuya OKI**

Abstract: Physical evaluation metrics such as green coverage rate and green visibility index have been widely used in municipal greening plans. Although human perception and evaluation of street landscapes might be influenced not only by the physical quantities of spatial components but also by their qualitative characteristics, such as state and shape, sufficient research has not been conducted. Therefore, this study aimed to analyze the qualitative influence of spatial components on subjective impression evaluations of streetscapes. First, we collected omnidirectional images of streets using a bicycle and calculated street impression evaluation scores for the images using a street impression evaluation estimation model. Next, we used a visual language model to generate quantitative evaluations of spatial components and street evaluation statements. Furthermore, we analyzed the relationship between the visual language model's output and the street impression evaluation scores.

Keywords: 街路景観（streetscape），印象評価（impression evaluation），深層学習（deep learning），自然言語処理（natural language processing），緑視率（green visibility index）

１．はじめに

自治体の緑化計画を評価する指標には，これまで衛星画像に基づく緑被率が用いられることが多かった．緑被率は，地表面や屋根面における緑の充実度の評価に適しているが，必ずしも，歩行者目線で感じる緑の量や印象とは対応しない（Zheng et al., 2021）．

今後は，Human-centered design や Walkability といった概念の普及に伴い，人間主体の都市づくりやアイレベルの街路計画がますます重視されるようになることが予想される．近年では，街路画像データやコンピュータビジョン（CV）技術を活用することで，歩行者目線での緑の可視量を表す緑視率を活用する例が増加している．また，単なる緑の量ではなく，人々の緑の感じ方（perception）に着目した研究も見られる．筆者らも，大規模な街路印象評価 Web アンケートの結果を学習させた深層学習モデル（街路印象評価推定モデル）を開発し，印象評価項目（計 22 項目）の一つとして街路の「緑の豊かさ」の定量的評価に取り組んできた（Ogawa et al., 2024; Harada and Oki, 2025）．また，緑視率と人々の街路印象評価との関係について分析し（原田・沖，2025），それらは必ずしも対応しないことを示した．しかし，緑の形状や種類，状態といった質的側面の影響は十分に考慮できていなかった．

そこで本稿では，上述の街路印象評価推定モデルに加え，画像の視覚的特徴をテキスト情報として出力可能な視覚言語モデル（Vision Language Model: VLM）を新たに導入し，歩行者目線で撮影した街路全方位画像に適用することで，街路印象評価に対する空間構成要素の質的影響について分析することを目的とする（図 1）．

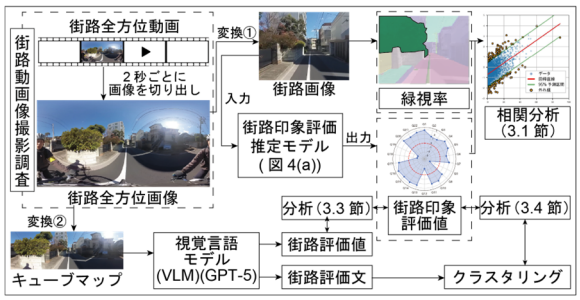


図 1　本研究の流れ

２．街路動画像撮影調査とデータ処理の概要

２.１　調査対象地域

本稿で分析対象とする東京都大田区では，「緑の基本計画」における全体目標の 1 つに「2030 年の緑被率:21.5%」を定めている（大田区，2025）．そこで，緑被率に差のある地域間で，緑視率や街路印象評価にどのような違いが生じるかを把握するため，清野ら（2022）が提供するオープンデータから取得した緑被率の程度が異なる 3 つの調査対象町丁目を選定した（図 2(c)）．そして，選定した町丁目の外接円の内部を調査対象範囲とした．また，Chinese Postman Problem（Edmonds and Johnson, 1973）のアルゴリズムに基づき，調査対象範囲内の全街路を一回以上通るように効率的な調査経路を設定した（図 2(d)）．

*　学生会員　東京科学大学　環境・社会理工学院（Institute of Science Tokyo）
〒152-8550　東京都目黒区大岡山 2-12-1　E-mail：harada.k.15fd@m.isct.ac.jp
**　正会員　東京科学大学　環境・社会理工学院（Institute of Science Tokyo）

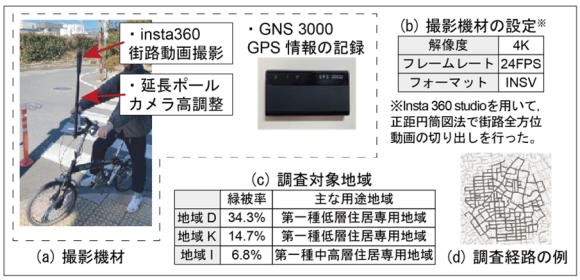


図 2　街路動画像撮影調査の概要



図 3　使用した街路画像の種類

2.2　街路動画像撮影調査データ

自動車が走行できない細街路も含め，歩行者目線に近い街路画像を効率的に取得するため，自転車で街路動画像撮影調査を行った．自転車に装着した 360 度カメラ（Insta360）で街路全方位動画を撮影するとともに（図 2(a)），GPS ロガー（GNS3000）で位置・時刻情報を記録した．

得られた GPS 情報と街路全方位動画の時刻情報をもとに，2 秒間隔（約 5m 間隔）で街路全方位画像を抽出した（計 13,287 枚）．これをパース画像とキューブマップにそれぞれ変換した（図 3）．パース画像は，印象評価推定モデルの学習に用いた画像の解像度・視野角に合わせ，キューブマップは，6 つの面のうち，前面・左側面・右側面の 3 面が連続した部分のみを用いた．

2.3　空間構成要素割合の算出方法

前節で得たパース画像とキューブマップ（各 13,287 枚）に対して，Semantic segmentation（画像をピクセル単位で自動的に意味づけする深層学習タスク）を適用し，画像に占める空間構成要素の割合を得た．ここでは，Mapillary Vistas データセット（Neuhold et al., 2017）で事前学習済みの Mask2Former モデル（Cheng et al., 2022）を用いた．緑視率は，パース画像に占める Vegetation クラスのピクセルの割合と定義した．

2.4　街路印象評価値の推定方法

街路印象評価推定モデル（Harada and Oki, 2025：図 4(a)）では，図 4（b）に示した 22 項目の観点から人々の主観的印象評価を定量化できる．これを援用し，パース画像の街路印象評価値（人間評価）を推定した．

2.5　VLM による空間構成要素の評価生成

パース画像よりも広範囲の空間構成要素を把握可能なキューブマップを VLM（GPT-5（OpenAI, 2025））に入力し，空間構成要素の評価（街路印象評価値（VLM），街路評価値，街路評価文の 3 種類）をテキスト情報として生成させた（図 5）．このとき，空間構成要素の種類をあらかじめ詳細に定義することに加え，連続性や構成，整備状況といった情報を生成結果に含めるよう，プロンプト（指示文）を工夫した．

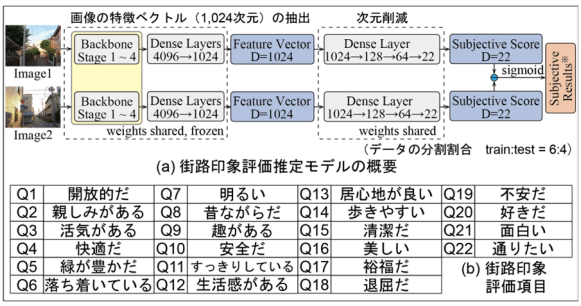


図 4　街路印象評価推定モデル

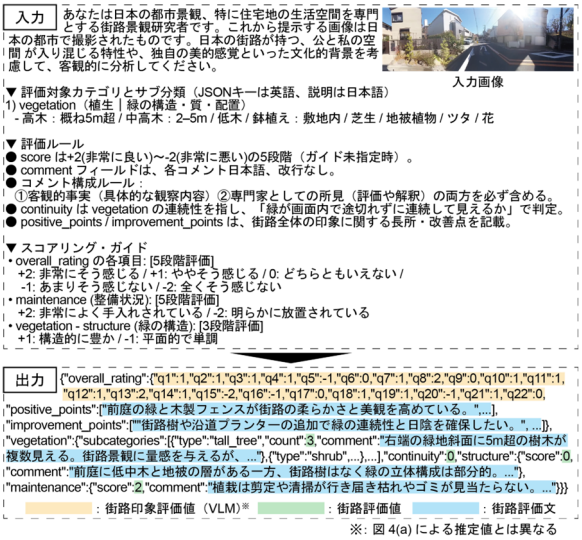


図 5　視覚言語モデルを用いた街路画像の評価生成例

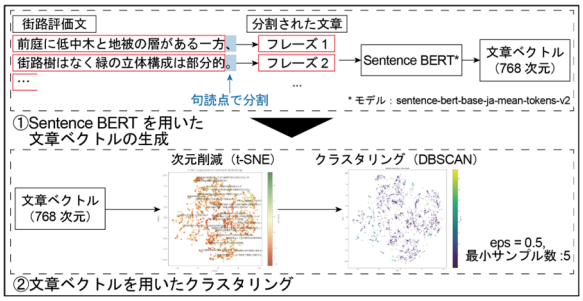


図 6　街路評価文のクラスタリングのプロセス

生成に要する時間の都合により，2.2 節で得た 13,287 枚のキューブマップから 998 枚をサンプリングし，分析に用いた．具体的には，調査対象範囲に含まれる道路リンクの中点を代表点とし（計 998 地点），その最近傍の画像に対応するキューブマップを選定した．

2.6　街路評価文の集約手法

前節で生成した街路評価文を内容に基づき集約するため，文章の特徴抽出に優れる Sentence BERT（Reimers and Gurevych, 2019）を用いてクラスタリングを行った（図 6）．具体的には，まず，文章を句読点単位でフレーズに分割後，Sentence BERT に入力して 768 次元のベクトルに変換

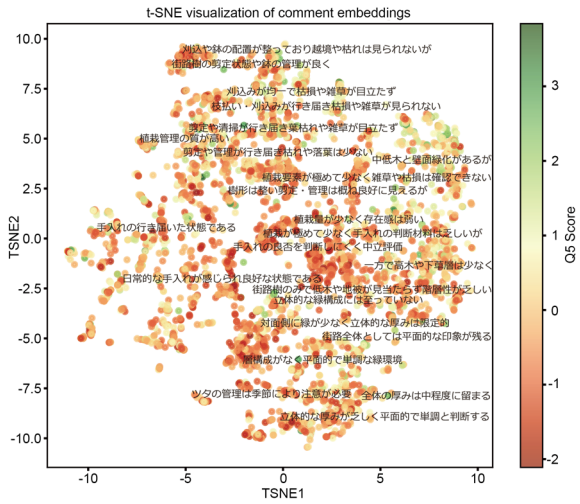


図 7　街路評価文（フレーズ）の二次元プロット

した．次に，t-SNE（Maaten and Hinton, 2008）で次元削減と 2 次元平面への埋め込みを行った（図 7）．そして，密度ベースのクラスタリング手法である DBSCAN（Ester et al., 1996）により，フレーズを計 45 個に集約した．

３．緑の印象評価に対する空間構成要素の影響

３.１　緑視率と街路印象評価値（人間評価）の関係

緑視率と街路印象評価値（人間評価）の空間分布を図 8 に示す．緑視率の高い地点の街路印象評価値は概ね高い傾向にある．一方，緑視率と街路印象評価値の相関関係を見ると，95%予測区間からの外れ値と相関係数の観点からは，緑視率の高さが必ずしも高評価につながらない様子が見てとれる（図 9）．

３.２　２種類の街路印象評価値の関係

パース画像に対する街路印象評価値（人間評価）と，VLM による街路印象評価値（図 4(b)の 22 項目に対応，5 段階評価）について，スピアマンの順位相関係数を算出した（表 1）．相関係数が 0.5 前後の項目は「Q1_開放的だ」と「Q5_緑が豊かだ」のみで，多くの項目の相関係数は 0.3 以下にとどまっている．すなわち，人間評価と VLM による評価との間で，街路評価の基準が必ずしも共通していない可能性がある．それを前提に，次節以降では，「Q5_緑が豊かだ」の街路印象評価値（人間評価）を上位・中位・下位の 3 クラスに分けて分析を進める．

３.３　街路評価値（VLM）と街路印象評価値（人間評価）の関係

VLM による街路評価値をもとに，どのような評価が街路印象評価値（人間評価）に影響を与えているかを，サンキー図により可視化した（図 10）．街路印象評価値が高評価である街路の多くは整備状況も高評価（maintenance＝2）である．一方，整備状況が低評価（maintenance＝-1）の街路は全て，街路印象評価値が低評価となっている．また，緑の連続性がある（continuity＝1）街路の多くは，

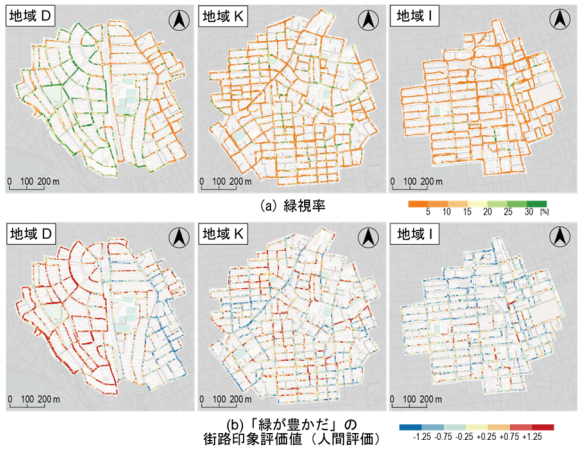


図 8　緑視率と街路印象評価値（人間評価）の空間分布

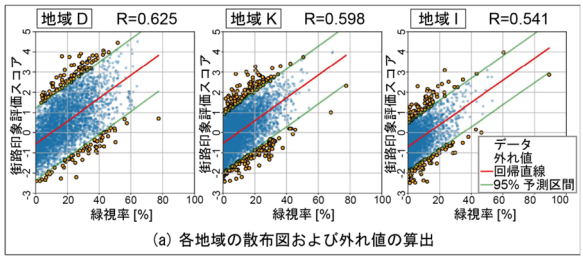


図 9　緑視率と街路印象評価値（人間評価）の相関

表 1　2 種類の街路印象評価値の相関係数

	R		R		R		R
Q1	**0.444**	Q7	0.305	Q13	0.184	Q19	0.095
Q2	0.167	Q8	0.155	Q14	0.026	Q20	0.126
Q3	0.254	Q9	0.295	Q15	0.205	Q21	0.253
Q4	0.164	Q10	0.092	Q16	0.175	Q22	0.098
Q5	**0.508**	Q11	0.216	Q17	0.110		
Q6	0.314	Q12	0.252	Q18	0.200		

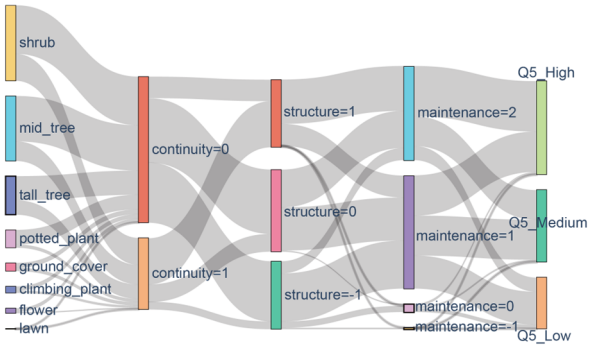


図 10　VLM による街路評価値と街路印象評価値（人間評価）の関係

緑の構成も高評価（structure＝1）となっている．この結果は，緑の物理量以外の情報も，緑の豊かさに対する評価に影響を及ぼしている可能性を示唆している．

３.４　街路説明文（VLM）と街路印象評価値（人間評価）の関係

VLM による記述の内容が，街路印象評価値にどのよう

な影響を与えているかを把握することを目的として，街路説明文（structure, maintenance）を用いた分析を行った．具体的には，3.2 節で分類した街路印象評価値の上位または下位に含まれる街路を対象に，2.6 節で得た 45 個のクラスタを説明変数（カテゴリ変数）とし，所属クラスタ（複数のクラスタに所属する場合もある）情報から各街路が上位・下位のどちらに該当するかを判別した．判別モデルには XGBoost（Chen and Guestrin, 2016）を用い，グリッドサーチと交差検証（3-fold）を用いてハイパーパラメータを決定した．

判別精度（F 値）は 0.738 と，比較的高い精度を示した．ここで，SHAP 値（Lundberg and Lee, 2017）に基づき，各変数（クラスタ）の判別への寄与度を分析した結果を図 11 に示す．緑の絶対量に関する記述が評価に影響を及ぼす一方で，多様な緑の構成が印象の向上につながることがわかる．また，生垣の手入れの状態が良好さも好印象につながることが読みとれる．すなわち，印象の向上には緑の量だけでなく，多様な緑の存在や，生垣の整備状態が重要であることが言える．

さらに，どのクラスタが印象評価の向上あるいは低下に寄与しているかを把握するため，SHAP 値（絶対値）の平均のうち上位 5 クラスタを対象に，地域 K の各街路の SHAP 値を可視化した（図 12）．街路により SHAP 値の大きさに差がある理由としては，街路が複数のクラスタに属する場合，それらの特徴が相乗効果で印象評価の向上/低下に寄与しているためと推察される．

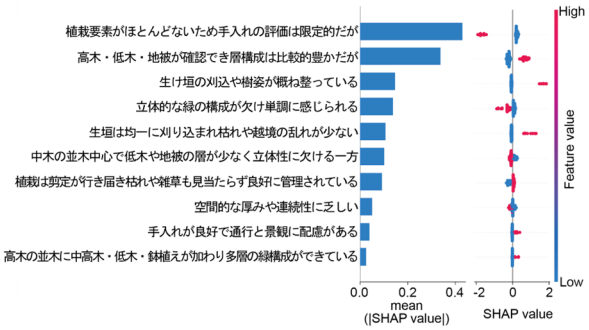


図 11　SHAP 値に基づく各変数（クラスタ）の判別への寄与度分析の結果（絶対値の平均上位 10 変数）

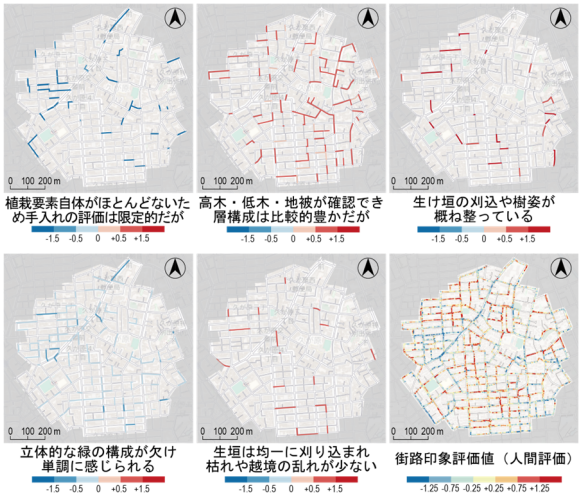


図 12　クラスタごとの SHAP 値および街路印象評価値

4．まとめ

本稿では，街路全方位画像と街路印象評価推定モデル，および，VLM を用いて，緑の量と質が街路印象評価に及ぼす影響を明らかにした．今後，人間による質的評価結果との整合性の検証が課題である．

謝辞

本研究は「大田区景観計画の推進に関する調査研究」の一環として実施した．また，本研究の一部は，民間都市開発推進機構による令和 6 年度都市再生研究の助成により行ったものである．街路動画像撮影調査の実施にあたりご協力いただいた，大田区まちづくり推進部の深川正浩課長と地域 D・K・I の関係各位，および，研究を進めるにあたり貴重なご意見をいただいた斎尾直子教授，小林美紀研究員，沼田麻美子研究員（いずれも東京科学大学），小川芳樹准教授（東京大学）に，この場を借りて謝意を表する．

参考文献

大田区（2025）大田区緑の基本計画グリーンプランおおた（改定）（2025 年 8 月 27 日参照），
<https://www.city.ota.tokyo.jp/seikatsu/sumaimachinami/green/greenplanota/green_wealthy.html>

清野友規・藤原邦彦・鶴見隆太（2022）Google Earth Engine を用いた町丁目別緑被率オープンデータ（全国版）の作成と評価，日本建築学会技術報告集，28（68），521-526.

原田慶紀・沖拓弥（2025）街路景観における緑視率と主観的印象評価との関係，日本建築学会大会学術講演梗概集（都市計画），271-272.

Cheng, B., Misra, I., Schwing, A. G., Kirillov, A., and Girdhar, R.（2022）Masked-attention mask transformer for universal image segmentation, arXiv:2112.01527.

Chen, T., and Guestrin, C. (2016) Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining,* 785-794.

Edmonds, J., and Johnson, E. L. (1973) Matching, Euler tours and the Chinese postman. *Mathematical programming*, 5(1), 88-124.

Ester, M., Kriegel, H. P., Sander, J., and Xu, X. (1996) A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *kdd,* 96(34), 226-231.

Harada, K., and Oki, T. (2025) How Do Weather and Time of Day Affect Street Impression? *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* (unpublished)

Lundberg, S. M., and Lee, S. I. (2017) A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in neural information processing systems*, *30*.

Maaten, L. V. D., and Hinton, G. (2008). Visualizing data using t-SNE, *Journal of machine learning research.* 9, 2579-2605.

Neuhold, G., Ollmann, T., Rota Bulo, S., and Kontschieder, P. (2017) The mapillary vistas dataset for semantic understanding of street scenes. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision,* 4990-4999.

Ogawa, Y., Oki, T., Zhao, C., Sekimoto, Y., and Shimizu, C. (2024) Evaluating the subjective perceptions of streetscapes using street-view images. *Landscape and Urban Planning*, 247, 1-13.

OpenAI. (2025) ChatGPT Model: GPT-5 <https://openai.com/chatgpt/>

Reimers, N., and Gurevych, I. (2019) Sentence-bert: Sentence embeddings using Siamese bert-networks. arXiv preprint arXiv:1908.10084.

Zheng, X., Amano, R., and Amemiya, M. (2021) Evaluating multiple greenness measures in Tokyo, *Papers and proceedings of the Geographic Information Systems Association*, 30, B30-1-5.