街路景観を考慮した歩行者経路選択モデルに基づく街路空間整備評価

木崎 礼雄[1]・柳沼 秀樹[2]・大山 雄己[3]・寺部 慎太郎[4]・海野 遥香[5]・鈴木 雄[6]

[1]学生非会員　東京理科大学大学院　創域理工学研究科社会基盤工学専攻（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: 7623514@ed.tus.ac.jp
[2]正会員　東京理科大学准教授　創域理工学部社会基盤工学科（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: yaginuma@rs.tus.ac.jp (Corresponding Author)
[3]正会員　芝浦工業大学准教授　土木工学科（〒 135-8548 東京都江東区豊洲３丁目７－５）
E-mail: oyama@shibaura-it.ac.jp
[4]正会員　東京理科大学教授　創域理工学部社会基盤工学科（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: terabe@rs.tus.ac.jp
[5]正会員　東京理科大学助教　創域理工学部社会基盤工学科（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: unoharuka@rs.tus.ac.jp
[6]正会員　東京理科大学助教　創域理工学部社会基盤工学科（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: suzuki@rs.tus.ac.jp

近年，都市圏において，都市開発の活発化や高齢化社会の進展に伴い，住宅，職場，病院などの生活に必要な機能を都市の中心部に主役するような計画が進められている．このような都市計画はコンパクトシティと呼ばれ，自動車に頼らず公共交通機関や徒歩で暮らせる街を目指して注目を集めている．これらを背景に，歩行者の快適性向上を目的とした街路空間整備が進められているが，歩行空間の定量的な景観評価や快適性評価は未だ困難である．本研究では，街路景観が歩行者の経路選択行動に及ぼす影響を記述するモデルを構築し，東京都豊洲地区を対象とした景観評価と施策提案の実施を目的とする．具体的には，画像解析技術を用いて街路景観の構成要素を変数として表現し，Recursive Logit 型経路選択モデルの効用関数に導入した．実データを用いたパラメータ推定結果を元に，景観要素の組み合わせから複数の街路景観パターンを生成した上で，歩行者経路選択シミュレーションを実施する．これにより，街路景観と歩行者行動の関係を明示的に考慮した定量的な施策分析が可能となり，空間設計や地域の活性化に資すると期待される．

Key Words: *Recursive Logit Model, Panoptic segmentation, Landscape Evaluation, Generative AI*

1. はじめに

近年、都市圏では都市開発の活発化と高齢化社会の進展に伴い、住宅、職場、病院などの生活に必要な機能を都市の中心部に集約するコンパクトシティが注目を浴びている．これは、自動車に頼らずに公共交通機関や徒歩で暮らせる街づくりを推進し、持続可能な都市環境を構築するための重要なアプローチである．特に歩行者空間の安全性，快適性を向上させることは街づくりを行う上で主要な検討事項であり，空間の整備，運用を可能にするために歩行者の経路選択行動を詳細に把握することが求められている．このような背景から，歩行者の経路選択における意思決定プロセスは離散選択モデルをはじめとする経路選択モデルで記述されてきた．意思決定プロセスにおいて，歩行者は目的地まで最短経路を選択するために，経路長を重視する傾向にある．しかし，歩行者が安全・快適に移動できる経路は歩行空間や歩行者の心理状況，属性によって異なるため，街路環境と歩行者属性を考慮した分析は重要視され取り組まれてきた．一方，街路環境が歩行者の経路選択行動に影響することが示せても，定量的に景観評価や快適性評価を行うことは容易ではない．本研究では，街路景観が歩行者の経路選択行動に及ぼす影響を記述するモデルを構築し，東京都豊洲地区を対象とした景観評価と施策提案の実施を目的とする．具体的には，画像解析技術を用いて街路景観の構成要素を変数として表現し，Recursive Logit 型経路選択モデルの効用関数に導入を試みる．実データを用いたパラメータ推定結果を基づいて，景観要素の組み合わせから複数の街路景観パターンを生成した上で，歩行者経路選択シミュレーションを実施する．これにより，街路景観と歩行者行動の関係を明示的に考慮した定量的な施策分析が可能となり，空間設計や地域の活性化に資すると期待される．

2. 既往研究と本研究の位置付け

歩行者の経路選択行動に関する研究はこれまでにも多く取り組まれている．歩行者行動データに基づく経路選択モデルの構築に関して，大山ら[1] は住宅地図やプローブパーソン調査を用いて，交差点ごとに連続する歩行者の目的別にみた経路選択行動を逐次的な意思決定モデルにより構築している．歩行している街路景観と類似性が高い街路が選択されているという結果を示し，景観の連続性が重視されることを明らかにした．さらに，逐次的な経路選択を継続させ面的な回遊行動を引き出せる可能性があることを述べている．

竹内[2] は地域住民に対して，街路環境評価の実態を調査すると共に，歩行者経路を調査して、最短経路と比較しながら利用される街路の特定を試みている．アンケート調査の中で，人々は植生の有無や街路幅員の大きさなど，歩行の心地良さに直結する要素を「快適性が高い街路」と評価しているが，モデルの説明力不足のため経路選択行動の解釈は不十分な段階に留まっている．その理由として，景観構成要素の表現の限界があり，容易的かつ均質に取得する方法が求められている．

歩行者は，目的地まで効率的に導く経路を選択するために、経路長などのいくつかの属性を大域的に考慮し，より多くのネットワーク属性（街並みや街路舗装の有無）を局所的に知覚する可能性がある．この問題に対して，大山[3] は各状態-行動ペアに関連する瞬時報酬関数を大域的選好と局所的選好を経験的に分析する手法を提案している．具体的には、ネットワーク内のどこからでも知覚される属性（経路長など）の関数であるグローバル効用、直近のリンクのみで知覚される属性（植生の有無など）の関数であるローカル効用に分解している．しかし，景観要素の検討や景観の組み合わせによる街路評価は単一なものに留まっている．そこで本研究では，景観要素に対する解釈性向上と景観要素を多角的に捉えることによる，空間や景観特性を活かした施策提案を目指す．

3. データ概要

(1) 歩行者行動データ

本研究では，2 つのデータを用いた．1 つ目は，2021 年の東京プローブパーソン調査データ（以下，東京 PP データ）である．東京 PP データは携帯電話等の GPS 機能を用いて正確な座標データを収集するため，パーソントリップ調査（PT データ）より細かい人口流動の様子を把握することができる． 本研究では東京都豊洲地区のネットワーク（556 リンク）を対象とした．



図–1 Segmentation による画像解析前 (左) 後 (右)

2 つ目は，対象ネットワークにおける街路景観画像である．街路景観データを収集することを目的として，対象地区の歩行者ネットワークに即しリンク単位でカメラ撮影を行った．この景観画像に対し，画像内領域検出技術である Segmentation を用いて領域を検出すると共に，画像をピクセル単位でセグメント分けを行うことで，街路景観の定量的な把握と分析への活用が可能になった．本研究では，上記 2 つのデータを用いて歩行者経路選択モデルを構築する．

(2) 景観特徴量

経路選択モデルに景観特性を導入することを目的として，画像解析技術を用いて景観特徴量の抽出を行った．先行研究では，リンクデータの取得に Google Street View が用いられることが多い．この手法は非常に手軽であり，コスト，所要時間の面で容易である．しかし，課題点として，撮影された時期が不明瞭であること，幅員の狭い歩行者街路の詳細までは把握できないこと，画像の歪みがあることなどが挙げられる．そこで本研究では，歩行者が実際に知覚する街路景観により近づけることを目的に，東京都豊洲地区の 556 リンクを分析対象として歩行者街路景観の撮影を行った．そして．撮影した画像を元に景観特徴量の抽出を行う．抽出には，Mask R-CNN[4] を用いるとともに，公開されている学習済みモデルで，PyTorch ベースの物体検出ライブラリである Detectron2[5] を使用し，物体検出と特徴量の抽出を行った．このモデルは学習した 116 種類の物体に対して，精度高く高速で識別することができるライブラリである．Segmentation を実行する元画像データと実行結果を**図–1** に示す．また本研究では，景観特徴量として 9 つのセグメントのデータを抽出した (**表–1**)．特徴量は画像の中でカテゴリー分けされたピクセル数が算出される．なお，9 つの中でも撮影時期や時間によって変化すると考えうる動的変数に関しては，本研究では変数として導入しない．

表–1 画像領域検出結果例

区分	Segmentation 種類	出力結果例
Static variable	Sky	382420 px
	Building	508954 px
	Tree	51576 px
	Grass	5300 px
	Fence	18026 px
	Road	54990 px
	Pavement	600080 px
Dynamic variable	Car	5 台
	Person	4 人

4. 経路選択モデルの構築

本研究では，歩行者の経路選択行動を記述する Recursive Logit model（RL）を構築する．モデルの説明変数として豊洲地区の街路における景観特徴量を用いる．このモデルにより，街路景観が歩行者の経路選択に及ぼす影響度合いをパラメータ推定により評価する．以下に概要を示す.

(1) モデルの定式化

都市圏のような複雑なネットワークを持つ場所では全経路のパターンを列挙することは困難であるため，本研究では，経路列挙の不要な逐次的にリンクを選択する RL モデルを用いて経路選択モデルを構築する．リンク k を選択した歩行者が次に移動するリンクとして選択する場合の効用は，経路 a に固有の瞬間的な効用と誤差項の和として式 (1) で表される，μ はスケールパラメータである.

$$u(a|k) = v_n(a|k) + \mu\epsilon_n(a|k) \tag{1}$$

また，確率過程の持つマルコフ性により，歩行者の意思決定は過去の状態に依存せず現在の状態のみが影響するという原則のもと，歩行者は瞬時の効用 $v_n(a|k)$ とその後に期待される効用 $V_n^d(a)$ の和が最大となるリンクを選択すると考えられる．よってリンク k の価値関数 $V_n^d(k)$ は式 (2) で表される.

$$V_n^d(k) = E[\max_{a\in A(k)}(v(a|k) + V^d(a) + \mu\epsilon_n(a|k))] \tag{2}$$

リンク k からリンク a に進む選択確率は以下の式 (3) で表す.

$$P_n^d(a|k) = \frac{exp(\frac{1}{\mu}v(a|k) + V_n^d(a))}{\sum_{a'\in A(k)}\frac{1}{\mu}v(a'|k) + V_n^d(a')} \tag{3}$$

ここで $v(a|k)$ は瞬時の効用，$V_n^d(a)$ は価値関数，$P_n^d(a|k)$ はリンクの選択確率である.

(2) 時間割引率

本研究では，時間割引率[6] を導入することによって，将来価値の低減，未来に対する不確実性や近視眼的な選択を表す．遷移効用に対する期待最大効用の評価の重みを時間評価の割引率 β として定義し，$\beta = 0.8$ として RL モデルに導入すると式 (3) は式 (4) で表される.

$$P_n^d(a|k) = \frac{exp(\frac{1}{\mu}v(a|k) + \beta V_n^d(a))}{\sum_{a'\in A(k)}\frac{1}{\mu}v(a'|k) + V_n^d(a')} \tag{4}$$

また，時間割引率を導入した経路選択モデルのパラメータ推定は最尤推定法によって価値関数を固定し，対数尤度関数を最大化することによって求められる．対数尤度関数 LL は以下の式 (5) によって表される.

$$LL = \delta_{in}\sum_{n=1}^{N}\sum_{j=1}^{J_n-1}\frac{1}{\mu}(v_n(a|k) + \beta V_n^d(a) - V_n^d(k)) \tag{5}$$

N はサンプル数，J_n は経路選択肢集合，δ_{in} は個人 n が経路 i を選択した場合 1, そうでない場合 0 とするダミー変数である.

5. 豊洲地区におけるケーススタディ分析

(1) 対象地域

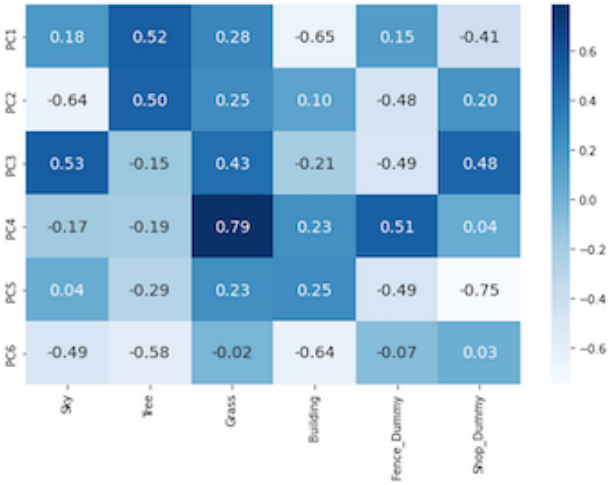
本研究では，豊洲地区のネットワークを対象として歩行者の経路選択行動分析への適用を行う．豊洲地区は，臨海部の埋立地であるとともに，都心へのアクセスの良さから，再開発により超高層ビル街へと発展した．一方で商業・文化・生活等の広域的な機能を担いつつ，長い水際線や多様な緑地空間も有しており，歩行者ニーズが高まる地域である．今回，対象地区内における移動目的のうち「通勤」「通学」などの歩行景観を意識しないと考えうる義務的な活動を分析対象から除外し,「私事」や「買い物」,「観光」などの活動を分析対象とした.

(2) 説明変数の概要

推定する説明変数として，画像解析により抽出した（**表–1**）単一的な景観要素ではなく，”街並み”として機能する要素を組み合わせて推定を行う．しかし，景観要素の組み合わせパターンを全て推定し考察を行うことは困難であるため，景観特徴量を次元圧縮し解釈可能な変数を導入することを目的に 6 個の景観変数（Sky,Building,Tree,Grass,Fence,Shop）に対し主成分分析を行う．累積寄与率が 80 %を超える主成分 1〜4（PC1〜4）を採択し，各主成分をヒートマップとして可視化する（**図–2**）と同時に各主成分変数について解釈を行う（**表–2**）.

表–2 主成分分析の解釈

主成分	主成分解釈	解釈要因
PC1	植生の豊かさ	樹木が生い茂り，建物が少ない
PC2	植生と建物の中立性	樹木と植込み，建物で構成されている
PC3	商店街の視認性の高さ	樹木が少なく，空が開放的かつ商店街がある
PC4	柵・植込み・建物による閉塞感	建物が立ち並び，植込みの多い空間



図–2 主成分ベクトルのヒートマップ

分類結果を元に，景観の交互作用変数を作成する．

$$\begin{cases} Treelen = Tree/Length \\ Neutral = Tree \times Building \\ Shopsky = Shop \times Sky \\ Closure = Fence \times Grass \times Building \\ Fencewidth = Fence/Width \end{cases} \tag{6}$$

$Treelen$ は道路上の緑地の長さ (PC1)，$Neutral$ は植生と建物の中立性 (PC2)，$Shopsky$ は商店の視認性の高さ (PC3)，$Closure$ は街路空間の閉塞感 (PC4)，$Fencewidth$ は街路幅員分の柵の割合を表現している．

以上の (6) で表現した 5 種類の交互作用変数とリンク情報（Length：リンク a の長さ，Width：リンク a の幅員）を効用関数に導入する．

$$\begin{aligned} v_n(a|k) = {} & \beta_{len} Length_a + \beta_{wide} Width_a \\ & + \beta_{treelen} Treelen_a + \beta_{neutral} Neutral_a \\ & + \beta_{shopsky} Shopsky_a + \beta_{closure} Closure_a \\ & + \beta_{fencewide} Fencewidth_a \end{aligned} \tag{7}$$

(3) モデルの精度

推定結果を**表–3** に示す．修正済み尤度比は 0.2 を下回ったためモデルの適合度は若干低い．しかし，一部の説明変数において有意な結果が得られた．

表–3 推定結果

Classification	Explanatory variable	Parameter	t-value	
Basic information	Length	-10.4	-12.9	**
	Width	-0.227	-0.86	
Segmentation	treenlen	0.242	3.61	**
	neutral	0.01943	1.12	*
	shopsky	0.00275	-0.0370	
	closure	-1.99	-2.48	*
	fencewidth	-3.01	-3.24	**
Number of samples (Link Transition)		3340		
Log-likelihood		0.0910		

**：1%significant　*：5%significant

(4) パラメータ推定結果

パラメータ推定結果としては，β_{len} が負の値を取ることから，経路長が短い街路ほど選択されることがわかる．また，本研究で導入した交互作用変数は $\beta_{treelen}$ と $\beta_{neutral}$ が正の値を取り，道路上の緑地の長さと建物が立ち並ぶ街路における樹木効果はポジティブに働くことが示された．一方，$\beta_{closure}$ と $\beta_{fencewide}$ は負の値を取り，空間が柵や植込み，建物によって幅員が狭く感じられる圧迫感のある街路はネガティブに働くことが示された．これらは当初の仮説と概ね合致するものであり，単一的な景観変数の導入よりも解釈性が高まった．

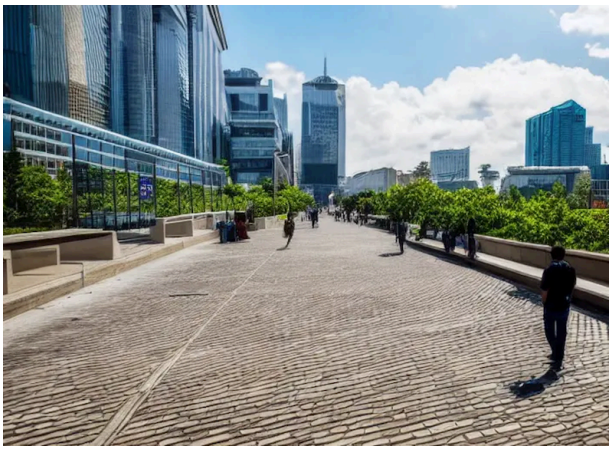
6. 生成 AI を活用した景観シミュレーション

(1) 画像生成 AI による景観生成

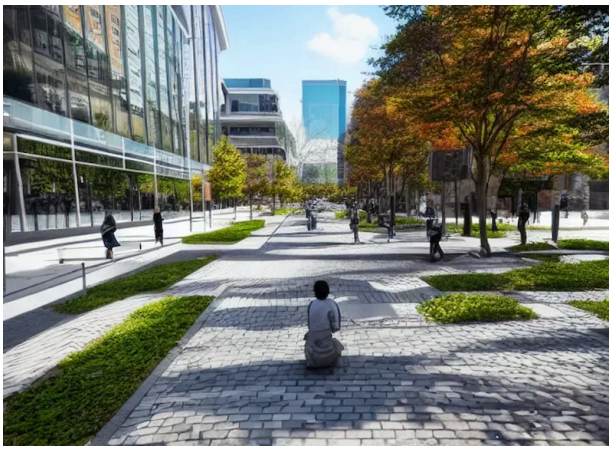
パラメータ推定結果を参考に，景観変数の特徴量つまり景観要素を増減させ，経路選択確率の変動から考察を行う．この際に，各景観要素の交互作用を考慮し，歩行者の経路選択行動にどのように寄与するかについても議論する．また，画像生成 AI と呼ばれる Stable Diffusion[7] を用いて，都市景観の変容を高解像で表現することで，より具体的な政策評価・提言を試みる．まずは，景観をどのように変化させるのかシミュレーションのアウトプット例を示す．**図–3** は豊洲のある 1 リンクを撮影した景観画像である．一方，**図–4** から**図–6** はそれぞれプ



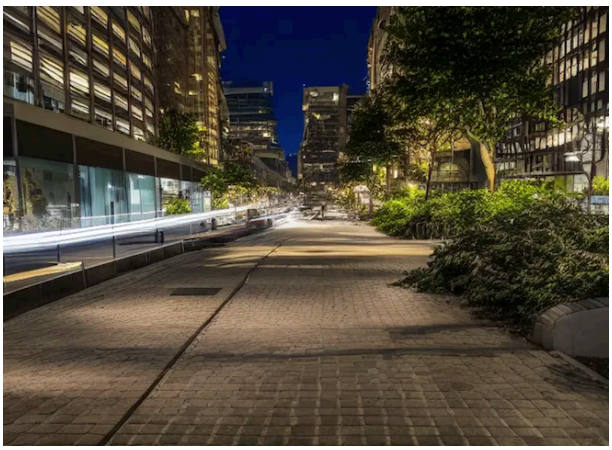
図–3 豊洲リンクの元画像（例示）



図–5 生成画像（プロンプト：道路幅大きい・開放的）



図–4 生成画像（プロンプト：色彩豊か・植生が豊か）



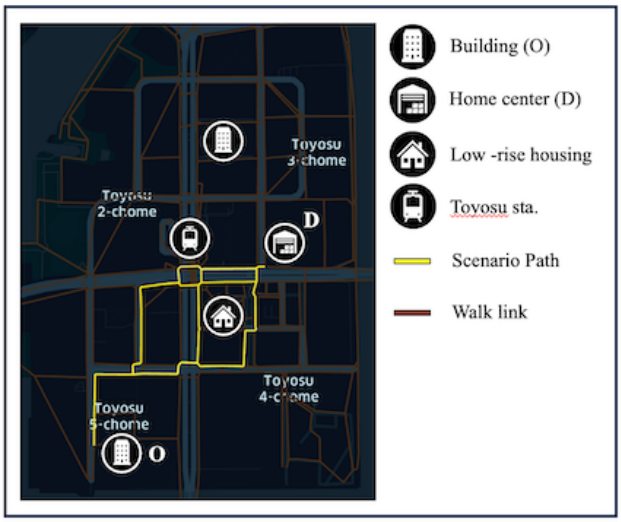
図–6 生成画像（プロンプト：夜景・植生が豊か）

ロンプトを変え，Stable Diffusion で生成した画像である．プロンプト例としては，“Colorful” and “widely the sidewalk”．などである．なお，生成後の景観画像に識別 AI の Segmentation を実行した場合でも通常通りセグメント検出が可能である．

(2)　豊洲地区における適用

本研究のケーススタディとして，豊洲地区における住宅やオフィスからホームセンターに向かうシーンを想定した分析を行う（**図–7**）．本ケースでは地域住民の意識下における経路選択行動を仮定している．

今回，ホームセンターまでの経路は数通り存在するが，そのうちの 1 経路におけるリンクに着目し景観を変化させる．**図–8** のリンクは住宅街に接続する比較的経路長の長いリンクである．パラメータ推定値を参考にし，樹木や植込みは活かしつつ，幅員を圧迫しているフェンスを取り除くようにリンクを生成した（**図–9**）．同様に着目した経路全体に対して景観変化を施す．そして，経路選択確率の変動をミクロに分析する．選択確率の計算結果は今後明らかにしたい．



図–7 ケーススタディ



図–8 対象リンクの街路景観画像



図–9 変化後の街路景観画像

7. おわりに

本研究では，景観特徴量を連続的かつ多角的に捉え，経路選択モデルによる街路評価手法を確立させることができた．具体的には，画像解析技術である Segmentation を用いた街路景観の表現，主成分分析による景観要素の次元圧縮を踏まえた交互作用変数の設定，RL モデルによる要素の組み合わせを考慮したパラメータ推定を行うことで，歩行者が知覚し潜在的に選好している要素を明らかにした．また，Segmentation 技術と画像生成技術を組み合わせることによって，より視覚的かつ高度な施策提案を可能にした．しかし，歩行者の選好は歩行目的や歩行ネットワーク構造によって大きく変化することが考えられるため，他地域での適用分析の実施を今後の課題として取り組みたい．

参考文献

1) 大山雄己 and 羽藤英二: 街路景観の連続性を考慮した逐次的経路選択モデル, **都市計画論文集**, Vol.47, No.3, pp.643–648, 2012.
2) 竹内伝史: 歩行者の経路選択性向に関する研究, **土木学会論文報告集**, Vol.1977, No.259, pp.91–101, 1977.
3) Oyama, Y.: Global path preference and local response: A reward decomposition approach for network path choice analysis in the presence of locally perceived attributes, 2023.
4) He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., and Girshick, R.: Mask r-cnn, *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pp. 2961–2969, 2017.
5) https://github.com/facebookresearch/detectron2: Detetron2.
6) 大山雄己 and 羽藤英二: 一般化 rl モデルを用いた災害時の経路選択行動分析, **交通工学論文集**, Vol.3, No.5, pp.1–10, 2017.
7) https://ja.stability.ai/stable diffusion: Stable diffusion.

(Received October 13, 2023))

Construction of Pedestrian Route Selection Model Considering Street Landscape and Spatial Characteristics

Reo KIZAKI, Hideki YAGINUMA, Yuki OYAMA, Shintaro TERABE, Haruka UNO and Yu SUZUKI

In recent years, as Japan's urban areas have seen more active urban development and an aging society, plans have been made to concentrate the functions necessary for daily life, such as residences, workplaces, stores, and hospitals, in the center of the city. This type of urban planning is called a "compact city," and it is attracting attention to create a town where people can live on foot without relying on automobiles. Against this backdrop, street space development is being promoted with the aim of improving pedestrian comfort, but quantitative landscape and comfort evaluation of walking spaces is still difficult. The purpose of this study is to construct a model describing the effect of street scenery on pedestrian route choice behavior, and to evaluate the scenery and propose measures in the Toyosu area of Tokyo. Specifically, the components of the streetscape were represented as variables using image analysis techniques and introduced into the utility function of the Recursive Logit-type route choice model. Based on the results of parameter estimation using real data, we generate multiple street space patterns from combinations of landscape elements, and then simulate pedestrian route choice. This enables quantitative policy analysis that explicitly considers the relationship between street scenery and pedestrian behavior and is expected to contribute to spatial design and regional revitalization.