Google Street View 画像を用いた 街路景観構成要素と歩行活動頻度の関連分析

五十嵐　凜[1]・大庭　哲治[2]・木村　優介[3]・須﨑　純一[4]・石井　順恵[5]

[1]学生非会員　京都大学大学院　工学研究科 (〒615-8540 京都市西京区京都大学桂)
E-mail: igarashi.rin.73z@st.kyoto-u.ac.jp (Corresponding Author)

[2]正会員　京都大学准教授　経営管理大学院 (〒606-8501 京都市左京区吉田本町)
E-mail: oba.tetsuharu.5n@kyoto-u.ac.jp

[3]正会員　大阪工業大学特任准教授　工学部都市デザイン工学科 (〒535-8585 大阪市旭区大宮 5 丁目 16-1)
E-mail: yusuke.kimura@oit.ac.jp

[4]正会員　京都大学教授　工学研究科 (〒615-8540 京都市西京区京都大学桂)
E-mail: susaki.junichi.3r@kyoto-u.ac.jp

[5]正会員　京都大学助教　工学研究科 (〒615-8540 京都市西京区京都大学桂)
E-mail: ishii.yoshie.4k@kyoto-u.ac.jp

本研究は，ストリートレベルでの歩行者目線による街路景観構成要素と目的別歩行活動頻度の関連を明らかにするため，大阪府民を対象にした目的別歩行活動頻度に関する Web アンケート調査データと，Google Street View 画像を活用してセマンティックセグメンテーションにより算出したアンケート回答者の居住地近隣における街路景観構成要素の割合データを紐付けて，重回帰分析で検証した．その結果，府内の都市部では，街路景観の中でも緑や建築物が近接する細街路の存在が日常的な用事目的での歩行活動頻度と関連があること，余暇目的では歩道の存在が歩行活動頻度と関連があることを明らかにした．また，65 歳未満の現役世代において，歩行活動頻度と統計的に有意な関連のある街路景観構成要素の存在を明らかにした．

Key Words: *walking activity frequency, semantic segmentation, streetscape components, Google Street View*

1. はじめに

(1) 背景

近年，中心市街地の活性化，活気と賑わいの創出，そして健康増進の観点から人中心の豊かな生活空間の整備が各国で推進されている．わが国においても，例えば，国土交通省が実施する「まちなかウォーカブル推進事業」の創設[注 1)]をはじめ，大阪市の御堂筋通で「御堂筋将来ビジョン」[注 2)]に基づき実施されている道路空間の整備など，歩行活動の促進と歩行者空間の整備・創出を目指した取り組みが全国的に加速している．

歩行活動の促進や歩行者空間の整備・創出を図る上では，その地域の歩きやすさや人々が徒歩で生活できる程度を定量的に評価することが重要である．そのため，ウォーカビリティとその影響要因を明らかにする学術研究が学際的に蓄積されているものの，特に，歩行者目線によるストリートレベルの近隣環境と，そこに実際に生活する居住者の歩行活動との関連を詳細に明らかにする必要がある．また，他地域にも適用可能な汎用性のある基礎的な知見を得るためには，街路景観構成要素や歩行者特性の違いを考慮すべく，より広範囲な地域を対象にした分析を実施して検証することが求められる．

(2) 研究の目的

そこで本研究は，大阪府全域を対象に，街路景観の構成要素の把握にあたり，街路景観画像として Google Street View 画像を活用するとともに，セマンティックセグメンテーションによって各構成要素割合を算出する．その上で，先行研究により得られている歩行活動頻度デ

ータを援用することにより，その地域の街路景観と居住者の歩行活動との対応付けされた関連性を定量的に明らかにすることを目的とする．

2. 既往研究のレビューと本研究の特徴

(1) 既往研究のレビュー

街路景観と人々の歩行活動との関連性に着目している研究として，木村ら [1]，盛岡ら [2]，森崎ら [3]，山田ら [4]，永田ら [5]，沖ら [6]などが挙げられる．

木村ら [1]は，草津川跡地公園とその周辺を対象に，既存のウォーカビリティ指標に街路特性の指標を加えモデルを検証し，十分に整備された歩道・自転車専用道での緑の存在など街路特性が歩行活動に対して説明力を有することを明らかにしている．また，盛岡ら [2]は，大阪市内を対象に「歩きやすい」環境指標と「歩きたくなる」環境指標に対して，パーソントリップ調査との関連を分析することで，面積の大きい公園があり緑被率の高いことが散歩比率を高めることを明らかにしている．しかしながら，これらの研究は，いずれも研究の対象地が限定された範囲であり，他地域へ応用可能な汎用性のある知見が得られているとは言い難い．

森崎ら [3]は，東京都市圏 200 の小ゾーンを対象に，街路景観を表す GSV 画像を入手した上で，画像に対して指定された評価基準に従って調査員が評価付けをしたスコアとパーソントリップ調査で得られた歩行活動量とを分析することにより，その関連性を検証している．しかしながら，この調査では調査員が目視で画像 1 枚 1 枚に対し評価を行うため，作業量の膨大さから調査する街路景観画像が限定的にランダムに抽出されており，街区の特徴をどの程度捕捉して評価しているのかについては疑問が残る．

山田ら [4]は街路画像に対しその街路への訪問意欲をアンケート調査し，結果を AI に学習させることで訪問意欲を推定する高精度な深層学習モデルを構築している．また，永田ら [5]は，中京区を対象に，街路景観を写した Google Street View 画像(以下 GSV 画像とする．）に対して街路評価アンケートを実施した上で，GSV 画像に対し, 画像認識の機械学習であるセマンティックセグメンテーションにより各構成要素の割合データを収集し, アンケート結果と分析することで, GSV 画像の各構成要素の割合データより街路評価スコアを予測するモデルを構築している. 沖ら [6]は，大規模印象評価 Web アンケートに基づいて住宅地における任意の街路の印象を 22 項目の観点から評価できるモデルを構築している．いずれも街路景観の評価として街路付近に居住していない非居住者対象のアンケートによる主観的評価を実施しているため，アンケートによる主観的評価が実際の歩行活動と直接的に結びつくかは明らかではない．また，森崎ら [7]が指摘するように，街路景観を画像で観察した場合と現地に赴いて観察した場合では視認の違いが存在するため，現地での歩行経験がない回答者による画像の主観的印象評価の実施のみでは不十分であると言わざるを得ない．

今後，ウォーカブルな空間を創出するためには，広範囲な地域で，歩行者目線によるストリートレベルでの定量的な街路景観の把握，および，実際の歩行活動量とそれらを関連分析することが急務である．

(2) 本研究の特徴

以上を踏まえて，ウォーカビリティに関連する要因を定量的に把握するために，街路景観の構成要素を，歩行者目線で対象となる街路全てを対象に，定量的に明らかにしている点，さらには，それらの街路景観の中で生活する実際の居住者の歩行活動頻度と結び付けて直接的な関連性を分析している点，加えて，GSV 画像と Deep Learning 技術を活用することで，限定的な対象地域のみの先行研究の限界を超えて，広域的な地域を対象にした分析を可能にしている点が，本研究の特徴である．

3. データと分析方法

(1) 歩行活動に関するデータの概要

a) Cao の研究と歩行活動頻度データ

本研究では，歩行活動に関するデータとして, 歩行活動頻度データを使用する．これは, Cao[8]によって Web アンケート調査で得られたデータの一部を援用する．本アンケートは，日本と中国の各国で歩行空間の質を評価できる指標を構築するために，階層分析法を用いて歩行に影響すると考えられる複数の街路環境を評価する目的で行われた．日本においては，神奈川県と大阪府を対象に, それぞれ 419 件，363 件の結果を得ている．

このアンケートでは，まず，個人属性(性別，年齢，子供，結婚の有無，個人年収，世帯年収，職業，居住郵便番号，目的別歩行活動頻度，自動車，および自転車の使用頻度)を尋ねている．

本研究は, 歩行活動の状況に関するアンケート調査項目から, 大阪府で得られた一週間の歩行活動頻度を尋ねた設問項目の結果を援用する．大阪府のアンケート回答者の個人属性分布，大阪府で回答が得られた郵便番号ポリゴン分布図を**表-1**，**図-1** にそれぞれ示す．

b) 歩行活動頻度データとその整備

本研究では，日常的な用事(買い物，飲食)，通勤・通学，余暇（散歩，ジョギング），業務（就業中），その他の 5 項目の目的別に一週間の歩行活動頻度を尋ねた設

表-1 アンケート回答者個人属性分布

（サンプル数：363）

属性名		回収数	構成比(%)
性別	男性	178	49.04
	女性	185	50.96
子供の有無別	無し	168	46.28
	有り	195	53.72
結婚の有無別	未婚	153	42.15
	既婚	210	57.85
年代別	10代	11	3.03
	20代	68	18.73
	30代	35	9.64
	40代	53	14.60
	50代	61	16.80
	60代	36	9.92
	70代	92	25.34
	80代	7	1.93
世帯年収別（万円）	～200未満	42	11.57
	200～400	81	22.31
	400～600	74	20.39
	600～800	37	10.19
	800～1,000	29	7.99
	1,000～1,200	13	3.58
	1,200～1,500	6	1.65
	1,500～2,000	5	1.38
	2,000～	4	1.10
	わからない	72	19.83

属性名		回収数	構成比(%)
個人年収別（万円）	～200未満	150	41.32
	200～400	77	21.21
	400～600	51	14.05
	600～800	20	5.51
	800～1,000	8	2.20
	1,000～1,200	2	0.55
	1,200～1,500	1	0.28
	1,500～2,000	4	1.10
	2,000～	1	0.28
	わからない	47	12.95
	未回答	2	0.55
職業別	公務員	9	2.48
	経営者・役員	7	1.93
	会社員(事務系)	41	11.29
	会社員(技術系)	32	8.82
	会社員(その他)	36	9.92
	自営業	17	4.68
	自由業	10	2.75
	専業主婦(主夫)	69	19.01
	パート・アルバイト	49	13.50
	学生	22	6.06
	その他	5	1.38
	無職	66	18.18

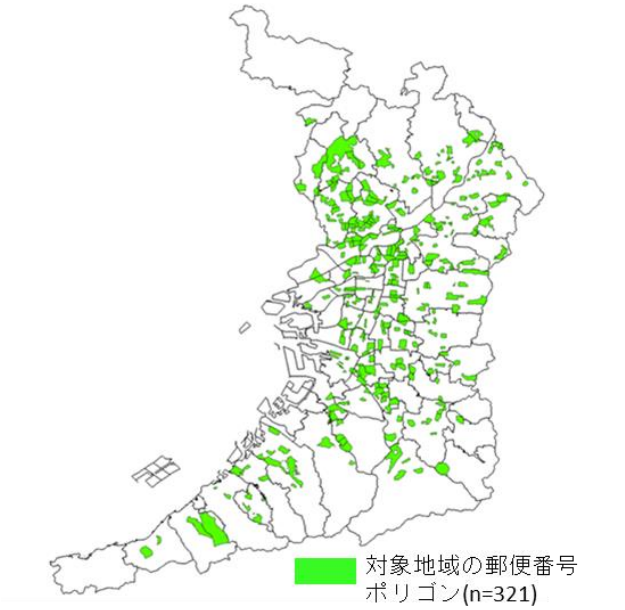


図-1 アンケート回答者の居住地を表す郵便番号ポリゴンの空間分布

問項目の回答データ(n=363)から，居住地の近隣を中心に行われる可能性のある日常的な用事と余暇を対象にした歩行活動頻度データを援用する．なお，分析においては，アンケート調査の回答データを順序尺度のデータから量的データに読み替えたデータとして整備している (ほぼ毎日→7(回/週)，週に4，5回→4.5，週に2，3回→2.5，週に1回→1，それ未満→0).

(2) 街路景観構成要素に関するデータ

a) Google Street View 画像の取得方法

本研究で用いる街路景観画像のデータについては, Google Street View static API[11]を用いて取得した静的な街路景観の Google Street View 画像を活用する．また, Google Street View を取得する地点と方向については, 歩行活動頻度アンケートで結果が得られた郵便番号内(n=321)を対象に，街路景観が最も連続的で一貫性があるという観点から，任意の隣接した二つの交差点同士の中点から, 街路と並行方向を向いた際の画像とする．具体的な画像入手の手順については以下の通りである．

GIS データとして,NTT インフラネット株式会社より提供されている GEOSPACE 郵便番号ポリゴンデータ [12],また，2010 年に設立されたコンサベーション GIS コンソーシアムジャパンから提供されている道路中心線データ [13]を用いる.図-2 に示すように，まず，歩行活動頻度アンケートで回答があった GEOSPACE 郵便番号ポリゴン上の道路中心線データのみを抽出し，ラインの重なりを検出することにより交差点を抽出する．次いで，道路中心線データを交差点位置で切断することにより，交差点から交差点までの道路線分それぞれが一本のラインデータとなるように分割する．それぞれのラインの始点と終点の経度，緯度の平均値を算出することにより特定した中点の緯度，経度を取得する．また，道路の向きのデータについては，視点から終点のベクトルを求め，その方向を北を 0 度とした時計回りの角度として算出することにより取得する．このようにして得た緯度，経度，角度を street view static API に入力することで，街路景観を写した 114,107 点の GSV 画像を得ている．

b) セマンティックセグメンテーションの概要

本研究の目的で示したように，本研究は街路景観上の各構成要素の占める割合と歩行活動頻度を分析を行うが, 街路景観上の各構成要素の占める割合の算出にはセマンティックセグメンテーション(意味的分割)を用いる．セマンティックセグメンテーションは深層学習を用いた画像認識の技術の 1 つであり，画像に対して，ピクセル単位でオブジェクトをカテゴリ分けし，クラスラベルを割り当てることが可能なものである．この技術は，都市計画分野のみならず，医療分野をはじめ様々な分野で応用されている．本研究では，セマンティックセグテーションのモデルとして，ドイツを中心とした 50 の都市の街

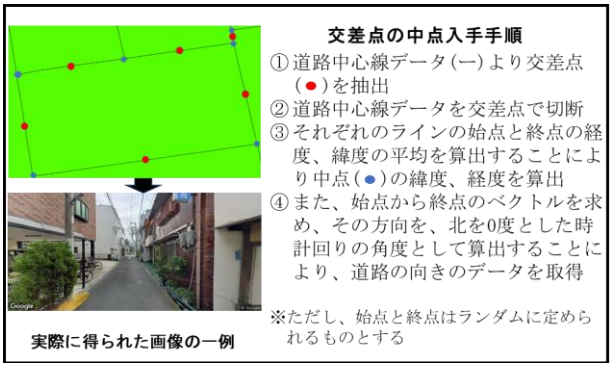


図-2 交差点の中点の特定と道路の向きのデータの取得方法

路景観を専用車から撮影した画像データと，各画像を１９クラスに分類した各構成要素ごとにラベル付けした正解データを含んだデータセットである Cityscapes dataset[14] によって学習済みの DeepLab v3+[15]を用いて，取得した各 GSV 画像内のオブジェクト(道路や構造物，樹木など)を各クラスごとに分類し，画像内に占める割合を求めている．セマンティックセグメンテーションを実施する前後の画像の一例を図-3，図-4 に示す．

c) 街路景観構成要素割合データの整備概要

上記のモデルにより得られた 114, 107 件の GSV 画像データに対してセマンティックセグテーションを実施した．

具体的には，街路景観を構成する要素を 19 クラス(road, sidewalk, building, wall, fence, poll, traffic light, traffic sign, vegetation, terrain, sky, person, rider, car, truck, bus, train, motorcycle, bicycle)に分類し，各クラスごとに色付けを行った．その後画像中の全ピクセル数に占める各クラスのピクセル数の割合を算出することで街路景観上の各構成要素の割合データを入手し，データベースを構築している．



図-3 セマンティックセグメンテーション前の街路景観画像

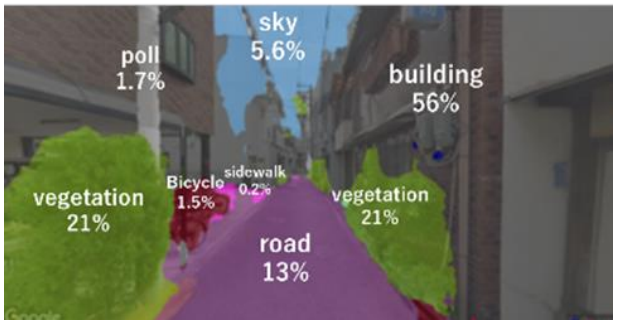


図-4 セマンティックセグメンテーション後の街路景観画像

また, このようにして入手したセマンティックセグメンテーションデータの中から，街路に対して垂直方向を向いている画像，屋内の画像，トンネル内の画像，そして景観画像が用意されておらずエラー画面を映した画像の4種類の画像から算出された割合データを除外した．これらの一例を図-5に示す．

このようにして除外された画像は合計で11, 066件であり, 除外した後の 103, 041 件の街路景観構成要素の割合データを本研究では分析に用いている．

次いで，これらの割合データを画像が撮られた地点が所属する郵便号号ごとに分類し，同郵便番号内のクラスごとの割合データの全画像平均値をそれぞれの郵便番号ごとに求めることで，各郵便番号全体としての街路景観構成要素割合データを郵便番号の数である 321 件得た．求めた平均値のデータを各郵便番号における街路景観要素割合データとして利用する．

(3) 分析データベースの構築

本研究では，図-1 で示される 321 件の郵便番号単位での地域を対象とし，その地域に対応する 363 件の Cao の歩行活動頻度アンケート調査結果から算出した，日常的な用事(買い物・飲食)，余暇(散歩・ジョギング)の 2 種の歩行活動頻度データと郵便番号の代表的な平均街路景観構成要素割合データを分析に使用する．

本研究のデータベースを，363 件の歩行活動頻度データと 321 件の平均構成要素割合データを郵便番号をキーとして結合することで構築する．なお，複数の回答者が同郵便番号に居住している場合，重複している全ての回答者にその郵便番号の平均構成要素割合データを結合している．この結合により日常的な用事(買い物・飲食)，余暇(散歩・ジョギング)それぞれの歩行活動頻度データについて居住郵便番号ゾーン内の平均構成要素割合が紐づけられたデータベースを構築した．なお，データサンプル数は 363 サンプルである．

4. 分析方法の概要

(1) モデルの概要

本研究では，郵便番号ごとの歩行活動頻度アンケートデータと街路景観構成要素の割合データの関連を明らかにするために，重回帰分析を用いて線形モデルを構築し



図-5 街路景観構成要素の割合算出において除外した画像例

た．重回帰分析のモデル式は式(1)のように表すことができる．

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \cdots + b_nx_n \quad (1)$$

y：目的変数
b_n：n 番目の偏回帰係数
x_n：n 番目の説明変数

分析時に算出する指標については，まず，モデル全体に関する指標として，自由度調整済み決定係数($R^{2\prime}$)，標準誤差(SE)を算出する．また，個々の説明変数に関する指標として，モデルの偏回帰係数，標準誤差，t 値，p 値(<0. 05 で有意とみなす)に加え，目的変数に関連する各説明変数同士で比較可能にするために, 標準化偏回帰係数を加えて用いる．

(2) データセットの構築と変数設定

次に，重回帰分析の適用するデータセットの構築および変数設定について記述する．

まず, 重回帰分析の目的変数 y には日常的な用事(買い物・飲食)，余暇(散歩・ジョギング)の 2 種の歩行活動頻度を用いて，それぞれに対してモデルを構築する．また, 説明変数x には街路景観構成要素を用いるが，19 の構成要素のうち，car や person などの要素は動的なオブジェクトで常に同位置に存在しているわけではなく，街路景観を表す要素として考慮することは不適切である．同様の理由から person，rider，car，truck，bus，train，motorcycle，bicycle の 8 の要素を説明変数から削除する．また残った road，sidewalk，building，wall, fence，poll，traffic light，traffic sign，vegetation，terrain，sky について,多重共線性により回帰係数を正しく計算できなくなる可能性を考慮し，各変数の (Variance Inflation Factor(以下，VIF とする)を算出して多重共線性が見られた場合，適切な処置をする．VIF は，VIF を求めたい説明変数を目的変数，その他の説明変数を説明変数として重回帰した際の重相関係数r_iを用いて式(2)のように表され，一般的に VIF が 10 を超過すると多重共線性の問題が生じる恐れがあると判断し，適切な処置が求められる．

$$VIF_i = \frac{1}{1 - {r_i}^2} \quad (2)$$

VIF_i：i 番目の説明変数の多重共線性
r_i：i 番目の説明変数の重相関係数

このようにして VIF を求めた結果，building の VIF が 10 を超過していたため, この変数を説明変数から削除し, road，sidewalk，wall，fence，poll，traffic light，traffic sign，vegetation，terrain，sky の 10 の街路景観構成要素データを説明変数とする. なお building を削除する前後の各変数の VIF 一覧を表-2 にて示す．このようにして，2 変数を目的変数，10 変数を説明変数として設定した 363 サンプルのデータセットを作成し，本研究の重回帰分析実施時に利用する．本研究で利用する変数名，その定義，および基本統計量を表-3 に示す.

(3) 歩行目的別・地域特性別・回答者属性別の比較

本研究では，大阪府内の回答者から得られた 363 サンプルについて，日常的な用事(買い物・飲食)と余暇(散

表-2 building 削除前後の VIF 一覧表

		街路景観構成要素名										
		road	sidewalk	building	wall	fence	poll	traffic light	traffic sign	vegetation	terrain	sky
VIF	変更前	13.42	2.44	214.58	3.13	6.15	1.68	1.71	1.88	106.69	4.76	43.54
	変更後	2.11	1.55	──	1.80	2.08	1.68	1.69	1.69	2.78	2.68	2.16

表-3 重回帰分析における変数名，定義，および基本統計量一覧表

変数名	定義	平均値	分散
目的変数(週/回)			
日常的な用事(買い物・飲食)	アンケートにより得られた日常的な用事(買い物・飲食)頻度データを数値に変換したデータ	3.32	5.70
余暇(散歩・ジョギング)	アンケートにより得られた余暇(散歩・ジョギング)頻度データを数値に変換したデータ	1.97	5.56
説明変数(割合)			
road	道路	2.20E-01	5.39E-04
sidewalk	歩道	3.42E-02	5.71E-05
wall	家屋を囲むブロック塀や，家屋の底に配置される石垣など	1.45E-02	5.34E-05
fence	フェンス	6.33E-02	2.02E-04
poll	電柱やカーブミラーのポールなど	1.05E-02	3.26E-06
traffic light	信号機	3.17E-04	8.34E-09
traffic sign	道路標識	4.32E-03	1.03E-06
vegetation	樹木や道路脇の植樹帯などの植生	1.40E-01	4.78E-03
terrain	河川敷や公園の草地，田畑から生える農作物などの植生	1.41E-02	1.29E-04
sky	空	1.38E-01	1.64E-03

歩・ジョギング)の2種類の目的別歩行活動頻度に対して，街路景観構成要素を説明変数として設定した重回帰分析を実施する．

その際，大阪府内でも地域によって地域特性が異なり，それぞれの地域特性の状況に応じて重視される街路景観構成要素も異なることが予想される．そのため，本研究は人口密度に着目した上で，政令指定都市の大阪市と堺市においては各郵便番号が所属する区の人口密度，それ以外の市町村においては各郵便番号が所属する市町村の人口密度をサンプル属性として紐づけた上で，10,000 人/km2 を閾値としてそれ以上の地域を都市部，それ未満の地域を郊外部と定義づけ，都市部(n=147)と郊外部(n=216)の分析データのについて重回帰分析を実施する．

さらに，アンケート回答者の歩行者属性について，特に年代の違いに応じて重視される街路景観構成要素も異なることが予想される．そのため，本研究では，内閣府が高齢社会白書[16]で定めている，高齢者の定義づけの閾値である 65 歳を利用して，65 歳以上の高齢者(n=115)の回答と 65 歳未満の現役世代(n=248)の分析データのそれぞれについて重回帰分析を実施する．

5. 推計結果

(1) 日常目的・余暇目的の推計結果

まず，大阪府内の回答者による分析データ(n=363)において，目的別の歩行活動頻度を目的変数とする重回帰分析の推計結果について詳述する．**表-4**，**表-5** に重回帰分析の推計結果を示す．

まず，モデルの適合度について，自由度調整済み決定係数は，目的が日常的な用事(買い物・飲食)の場合は 0.0174，余暇(散歩・ジョギング)の場合は 0.0156 であり，モデル自体の説明力は高くはないものの，各説明変数の推定された回帰係数については，想定される符号条件とほぼ一致していることが確認できる．

目的が日常的な用事の場合の分析結果については，terrain，sky，定数項の回帰係数が 5%水準で統計的有意となり，terrain，定数項では正の回帰係数が，sky においては負の回帰係数が得られている．

特に，terrain として分類されるのは**図-6** のように道路脇に生えている草むらや，水田から生えている稲などの街路景観構成要素であり，基本的に樹木以外の植生を terrain として分類している．景観上の植生の割合を示す指標である緑視率と街路景観印象などの評価の関係を明らかにしている先行研究は多数あり，緑視率が高くなれば，街路景観印象が良くなる傾向にあることが明らかになっている[17]が，本分析結果では，実際の日常的な歩行活動頻度でも，景観上の植生の割合が強く関係していることを明らかにした．また，terrain の値が大きい画像の中には公園や河川敷の画像も多数含まれており，近くに

表-4 重回帰分析の推計結果(対象サンプル：全サンプル，歩行活動目的：日常的な用事(買い物・飲食))

構成要素	偏回帰係数	標準化偏回帰係数	標準誤差	t値	p値	
定数項	4.26	0.0000	2.04	2.09	0.03689	*
road	-0.75	-0.0073	7.78	-0.10	0.92291	
sidewalk	1.26	0.0040	20.53	0.06	0.95095	
wall	11.07	0.0339	22.85	0.48	0.62836	
fence	16.02	0.0953	12.65	1.27	0.20609	
poll	12.60	0.0095	89.25	0.14	0.88780	
traffic light	1891.81	0.0723	1772.09	1.07	0.28645	
traffic sign	-140.18	-0.0595	159.24	-0.88	0.37928	
vegetation	-2.48	-0.0718	3.00	-0.83	0.40947	
terrain	38.00	0.1810	17.89	2.12	0.03437	*
sky	-16.75	-0.2832	4.53	-3.69	0.00026	***

* p<0.05　観測数：363
** p<0.01　自由度調整済み決定係数(R2)：0.0174
*** p<0.001　標準誤差(SE)：2.371

表-5 重回帰分析の推計結果(対象サンプル：全サンプル，歩行活動目的：余暇(散歩・ジョギング))

構成要素	偏回帰係数	標準化偏回帰係数	標準誤差	t値	p値	
定数項	4.48	0.0000	2.03	2.21	0.02765	*
road	-10.45	-0.1016	7.75	-1.35	0.17836	
sidewalk	39.61	0.1253	20.43	1.94	0.05330	
wall	49.23	0.1506	22.74	2.17	0.03105	*
fence	-4.69	-0.0279	12.59	-0.37	0.70975	
poll	-59.79	-0.0452	88.82	-0.67	0.50126	
traffic light	2502.83	0.0957	1763.52	1.42	0.15672	
traffic sign	-307.07	-0.1304	158.46	-1.94	0.05345	
vegetation	-2.80	-0.0811	2.99	-0.94	0.34895	
terrain	6.52	0.0310	17.80	0.37	0.71453	
sky	-3.83	-0.0647	4.51	-0.85	0.39672	

* p<0.05　観測数：363
** p<0.01　自由度調整済み決定係数(R2)：0.0156
*** p<0.001　標準誤差(SE)：2.360



図-6 terrain がみられる画像例



図-7 建築物が近接する細街路の画像例



図-8 街路景観構成要素に石垣を含む画像例

大きな公園や河川敷があることが歩行活動頻度に関連している可能性がある．また，同じ植生であり，樹木を表す vegetation が統計的有意とならなかった理由については，草むらなど terrain として分類される街路景観構成要素が歩行活動頻度に及ぼす関連度が，街路樹などの vegetation が与える関連度に比べて大きいためであると推察される．

次いで，sky については，構成割合が小さくなるほど歩行活動頻度が増加するという結果が得られている．sky の構成割合が小さい画像の中には，建築物が近接している細街路を写す街路景観(**図-7** 参照)が多い傾向が見られており，街路景観に関する既往研究として，画像中の空の割合を示す天空率の大きさやその大きさの増加は街路景観選好に好影響をもたらし [18]，また，永田ら [5]によると，建物に囲まれた，道路が狭い景観ほど，その街路景観画像を評価したウォーカビリティ点数は低いことが示されており，本研究の分析結果とは反対の報告である一方で，加登ら [19]によると，細街路で歩きやすさの指標が高いと評価される調査結果が得られており，細街路に人々は安心感を覚えることを明らかにしている．本研究分析の結果と上記の既往研究で得られている知見を踏まえると，机上での景観の印象評価と実際の現場で歩行する際の印象評価には差異が生じる可能性があること，そして，実際の歩行では sky の割合が低く，建築物に近接した細街路は歩行活動頻度に正の関連性を有することが示唆される．

また，定数項が統計的有意を示していることに関して，これは説明変数以外の考慮できていない要素で説明力が高い要素が存在している可能性があることを示唆している．例えば，道路の舗装状況や舗装材料，勾配や幅員などの要素などが挙げられ，今後の課題ではあるが，これらの要素を含めた上で分析を行うことで新たな知見を得られることが期待できる．

目的が余暇(散歩・ジョギング)の場合の分析結果については， wall，定数項の回帰係数が有意水準 5%で統計的有意な正の関連性として推定されている．wall については，**図-8** に示す通り，中山間地域などにおいて家屋の土台や擁壁に採用されている石垣やコンクリートブロッ歩やジョギングなどの余暇歩行目的の歩行活動頻度において影響していることが推察される．

(2) 都市部・郊外部での分析結果と考察

本節では，4 章(3)で先述した通り，地域特性を考慮するため，各郵便番号ポリゴンの所属市区町村の人口密度に着目し，10000(人/km^2)の閾値で区分した都市部・郊外部でのそれぞれの重回帰分析の推計結果について示す．なお，本分析においても目的別歩行活動頻度ごとに分析しており，計 4 種類のモデルで推計した結果を**表-6**，**表-7** に示す．

まず，それぞれのモデルの適合度について，自由度調整済み決定係数は，都市部(人口密度：10000 人/km^{2}以上)で目的が日常的な用事(買い物・飲食)の場合で 0.0275，郊外部(人口密度：10000 人/km^{2}未満)で目的が日常的な用事(買い物・飲食)の場合で 0.0132，都市部(人口密度：10000 人/km^{2}以上)で目的が余暇(散歩・ジョギング)の場合で 0.0147，郊外部(人口密度：10000 人/km^{2}未満)で目的が余暇(散歩・ジョギング)の場合で-0.00481 であり，モデル自体の説明力が決して高いわけではないものの，各説明変数の推定された回帰係数については，想定される符号条件とほぼ一致していることが確認できる．

都市部で目的が日常的な用事(買い物・飲食)の場合では，terrain が有意水準 5%で統計的有意な正の関連性を有しており，traffic sign，vegetation, sky が負の関連性を有する結果を示している．

terrain については，(1)での分析結果と同様，正の関連性が示されているが，標準化偏回帰係数において，(1)では約 0.18 を示しているのに対し，本分析結果の都市部では約 0.64 と，0.46 も都市部の係数の値が大きい．このことより，高層ビルやマンションが立ち並び繁忙な都市部では，人々に安らぎやリラックスをもたらす効果のある街路景観中の植生の存在が，歩行活動頻度の増加と関連していることが推察される．次いで，負の関連性を有する説明変数の中でも，traffic sign については，道路標識の構成割合が多い場所は一般的に事故を未然に防ぐための注意喚起や道路上での指示や案内を表示する必要がある場所であり，安全性を確保する必要がある場所であるため，歩行活動頻度に負の関連性を有しているものと推察される．また，vegetation についても，**図-9** に示す通り，都市部の中でも人口密度が比較的低い地域が多く，樹木が多く歩行環境が十分に整備されていない地域も含まれているため，このことが歩行活動頻度に負の関連性を有しているものと推察される．一方，郊外部で目的が日常的な用事(買い物・飲食)の場合では，定数項以外に sky が(1)の結果同様，統計的有意な関連性を有しているものの，他の構成要素については統計的有意な関連性は認められない．都市部で目的が余暇(散歩・ジョギング)の場合では，sidewalk が有意水準 5%で統計的有意

表-6 重回帰分析の推計結果(対象サンプル：都市部・郊外部サンプル，歩行活動目的：日常的な用事(買い物・飲食))

	郊外部(10000人/km²未満)					都市部(10000人/km²以上)				
構成要素	偏回帰係数	標準化偏回帰係数	標準誤差	t値	p値	偏回帰係数	標準化偏回帰係数	標準誤差	t値	p値
定数項	6.65	0.0000	2.83	2.35	0.01960 *	5.25	0.0000	3.33	1.58	0.11704
road	-10.34	-0.0869	11.38	-0.91	0.36445	14.38	0.1577	11.54	1.25	0.21480
sidewalk	7.63	0.0214	29.52	0.26	0.79635	1.41	0.0049	31.50	0.04	0.96432
wall	1.54	0.0047	26.71	0.06	0.95398	77.02	0.2029	48.99	1.57	0.11824
fence	3.49	0.0193	15.92	0.22	0.82673	17.20	0.0961	23.32	0.74	0.46188
poll	4.20	0.0034	108.66	0.04	0.96923	-40.94	-0.0272	168.39	-0.24	0.80828
traffic light	3249.86	0.1371	2208.24	1.47	0.14264	-3170.91	-0.0991	3180.87	-1.00	0.32060
traffic sign	-30.49	-0.0149	198.23	-0.15	0.87790	-658.51	-0.2100	291.65	-2.26	0.02555 *
vegetation	0.29	0.0084	3.80	0.08	0.93853	-16.78	-0.4883	6.57	-2.55	0.01180 *
terrain	18.16	0.0844	23.63	0.77	0.44292	130.35	0.6443	35.03	3.72	0.00029 ***
sky	-19.10	-0.2755	6.89	-2.77	0.00610 **	-20.97	-0.2772	9.37	-2.24	0.02681 *
* p<0.05	観測数：147					観測数：216				
** p<0.01	自由度調整済み決定係数(R^2)： 0.0132					自由度調整済み決定係数(R^2)： 0.0275				
*** p<0.001	標準誤差(SE)： 2.340					標準誤差(SE)：2.352				

表-7 重回帰分析の推計結果(対象サンプル：都市部・郊外部サンプル，歩行活動目的：余暇(散歩・ジョギング))

	郊外部(10000人/km²未満)					都市部(10000人/km²以上)				
構成要素	偏回帰係数	標準化偏回帰係数	標準誤差	t値	p値	偏回帰係数	標準化偏回帰係数	標準誤差	t値	p値
定数項	4.01	0.0000	2.83	1.46	0.14530	5.72	0.0000	3.52	1.62	0.10682
road	-5.64	-0.0493	11.38	-0.51	0.60984	-18.56	-0.1980	12.21	-1.52	0.13083
sidewalk	1.63	0.0047	29.52	0.06	0.95474	78.98	0.2686	33.33	2.37	0.01922 *
wall	39.94	0.1268	26.71	1.54	0.12479	97.17	0.2490	51.84	1.87	0.06302
fence	-6.13	-0.0353	15.92	-0.40	0.69168	-12.59	-0.0684	24.67	-0.51	0.61079
poll	1.79	0.0015	108.66	0.02	0.98643	-166.86	-0.1079	178.18	-0.94	0.35070
traffic light	80.46	0.0035	2208.24	0.04	0.97007	5596.81	0.1703	3365.78	1.66	0.09864
traffic sign	-252.17	-0.1282	198.23	-1.31	0.19115	-337.60	-0.1048	308.61	-1.09	0.27591
vegetation	-2.09	-0.0626	3.80	-0.57	0.57104	-4.18	-0.1183	6.96	-0.60	0.54919
terrain	4.00	0.0193	23.63	0.17	0.86175	1.62	0.0078	37.07	0.04	0.96511
sky	1.10	0.0165	6.89	0.16	0.86958	-6.87	-0.0884	9.91	-0.69	0.48923
* p<0.05	観測数：147					観測数：216				
** p<0.01	自由度調整済み決定係数(R^2)：−0.00481					自由度調整済み決定係数(R^2)：0.0147				
*** p<0.001	標準誤差(SE)：2.269					標準誤差(SE)：2.489				

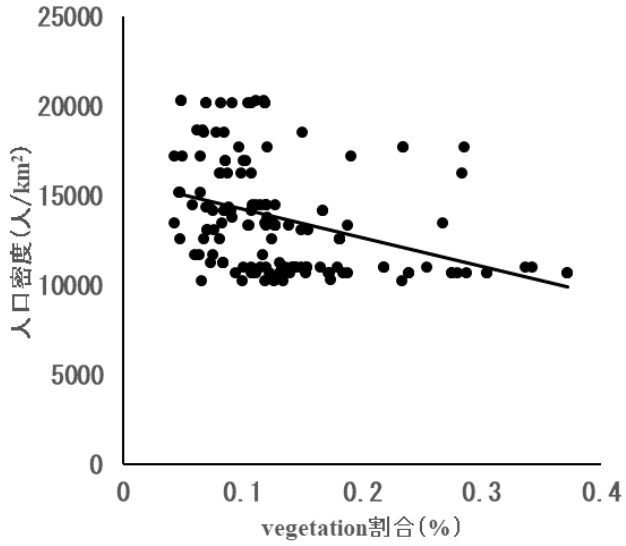


図-8 都市部における vegetation 割合と人口密度(人/km²)の散布図

に正の関連性を有している．自動車交通量が多く，また人口密度の高い繁忙な都市部において，歩車の分離が人々の歩行活動に安全性の観点から関連していることが推察される．一方，郊外部で目的が余暇(散歩・ジョギング)の場合においては，統計的有意な説明変数はみられない．

(3) 65 歳以上高齢者・65 歳未満現役世代の推計結果

本節では，4 章(3)で先述した通り，アンケート回答者歩行者属性を考慮するため，年代に着目し， 65 歳以上の高齢者(n=115)の回答と 65 歳未満の現役世代(n=248)の回答を分類して，それぞれの重回帰分析の推計結果について示す．

なお，本分析においても目的別歩行活動頻度ごとに分析しており，計 4 種類のモデルで推計した結果を**表-8**, **表-9** に示す．

まず，それぞれのモデルの適合度について，自由度調整済み決定係数は，高齢者(65 歳以上)で目的が日常的な用事(買い物・飲食)の場合は-0.00515，現役世代(65 歳未満)で目的が日常的な用事(買い物・飲食)の場合は 0.0438, 高齢者(65 歳以上)で目的が余暇(散歩・ジョギング)の場合で-0.0159，現役世代(65 歳未満)で目的が余暇(散歩・ジョギング)の場合で 0.0457 であり，モデル自体の説明力はこれまでのモデル同様に高くはないが，各説明変数の推定された回帰係数については，想定される符号条件とほぼ一致していることが確認できる．

表-8 重回帰分析の推計結果(対象サンプル：高齢者・現役世代サンプル，歩行活動目的：日常的な用事(買い物・飲食))

	高齢者（65歳以上）					現役世代（65歳未満）					
構成要素	偏回帰係数	標準化偏回帰係数	標準誤差	t値	p値	偏回帰係数	標準化偏回帰係数	標準誤差	t値	p値	
定数項	0.32	0.0000	3.17	0.10	0.91889	7.19	0.0000	2.67	2.69	0.00770	**
road	16.50	0.1662	13.83	1.19	0.23555	-6.66	-0.0639	9.55	-0.70	0.48629	
sidewalk	-13.57	-0.0554	30.59	-0.44	0.65813	-6.25	-0.0172	27.87	-0.22	0.82277	
wall	-35.15	-0.1320	32.57	-1.08	0.28302	20.20	0.0554	31.48	0.64	0.52171	
fence	12.27	0.0825	18.71	0.66	0.51331	4.45	0.0251	17.02	0.26	0.79393	
poll	20.59	0.0192	142.62	0.14	0.88547	-11.66	-0.0080	114.69	-0.10	0.91913	
traffic light	3358.85	0.1484	2938.04	1.14	0.25557	689.15	0.0247	2241.96	0.31	0.75882	
traffic sign	-153.77	-0.0696	302.00	-0.51	0.61171	-130.30	-0.0528	192.99	-0.68	0.50023	
vegetation	5.88	0.1947	4.99	1.18	0.24159	-4.53	-0.1223	3.76	-1.21	0.22890	
terrain	-42.77	-0.2159	32.32	-1.32	0.18857	65.58	0.3058	21.48	3.05	0.00252	**
sky	-8.05	-0.1401	7.45	-1.08	0.28261	-19.22	-0.3230	5.71	-3.37	0.00089	***
* p<0.05	観測数：115					観測数：248					
** p<0.01	自由度調整済み決定係数(R2)：-0.00515					自由度調整済み決定係数(R2)：0.0438					
*** p<0.001	標準誤差(SE)：2.196					標準誤差(SE)：2.419					

表-9 重回帰分析の推計結果(対象サンプル：高齢者・現役世代サンプル，歩行活動目的：余暇(散歩・ジョギング))

	高齢者（65歳以上）					現役世代（65歳未満）					
構成要素	偏回帰係数	標準化偏回帰係数	標準誤差	t値	p値	偏回帰係数	標準化偏回帰係数	標準誤差	t値	p値	
定数項	5.88	0.0000	3.67	1.60	0.11212	3.86	0.0000	2.43	1.59	0.11423	
road	-16.79	-0.1468	16.01	-1.05	0.29676	-5.64	-0.0594	8.70	-0.65	0.51692	
sidewalk	29.22	0.1036	35.41	0.83	0.41117	45.06	0.1363	25.37	1.78	0.07701	
wall	-25.39	-0.0828	37.70	-0.67	0.50216	103.85	0.3126	28.66	3.62	0.00035	***
fence	8.60	0.0502	21.66	0.40	0.69229	-16.62	-0.1027	15.50	-1.07	0.28444	
poll	-42.05	-0.0340	165.11	-0.25	0.79949	-130.08	-0.0975	104.40	-1.25	0.21404	
traffic light	6002.95	0.2304	3401.25	1.76	0.08051	763.04	0.0301	2040.95	0.37	0.70884	
traffic sign	-399.73	-0.1572	349.62	-1.14	0.25552	-159.28	-0.0708	175.69	-0.91	0.36553	
vegetation	4.32	0.1241	5.78	0.75	0.45683	-5.71	-0.1692	3.42	-1.67	0.09632	
terrain	-59.74	-0.2618	37.41	-1.60	0.11338	23.36	0.1195	19.55	1.19	0.23330	
sky	-4.05	-0.0612	8.63	-0.47	0.63983	-3.77	-0.0695	5.20	-0.73	0.46882	
* p<0.05	観測数：115					観測数：248					
** p<0.01	自由度調整済み決定係数(R2)：-0.0159					自由度調整済み決定係数(R2)：0.0457					
*** p<0.001	標準誤差(SE)：2.542					標準誤差(SE)：2.202					

まず，高齢者(65 歳以上)で目的が日常的な用事(買い物・飲食)の場合，全ての説明変数において統計的有意性は確認できない．また，現役世代(65 歳未満)で目的が日常的な用事(買い物・飲食)の場合，統計的有意な説明変数とその符号条件について(1)と類似した結果を示している．特に，標準化偏回帰係数に注目すると，terrain の係数が(1)の分析結果に比べて+0.12 ポイントと伸びており，65 歳未満の現役世代の歩行活動頻度に緑の存在が強く関連しているといえる．

高齢者(65 歳以上)で目的が余暇(散歩・ジョギング)の場合においても，高齢者(65 歳以上)で目的が日常的な用事(買い物・飲食)と同様に統計的有意な説明変数は確認できない．現役世代(65 歳未満)で目的が余暇(散歩・ジョギング)の場合では，(1)の結果同様に wall が統計的有意であったものの，(1)の結果で統計的有意であった定数項は統計的有意性は確認できない．以上より，目的が日常的な歩行(買い物・飲食)と余暇(散歩・ジョギング)の両者において，現役世代では歩行活動頻度と街路景観構成要素の関連が示されたが，高齢者においては，街路景観構成要素以外の要因が，歩行活動頻度により関連している可能性が示唆される．

4. 結論

本研究では街路景観構成要素と歩行活動頻度の関連性を実証的に明らかにすることを目的として，先行研究にて大阪府民を対象に実施した目的別歩行活動頻度に関する Web アンケート調査データと，Google Street View 画像を活用してセマンティックセグメンテーションにより算出したアンケート回答者の居住地近隣における街路景観構成要素の割合データを紐付けることで，歩行目的別，地域特性別，歩行者属性別の 3 つの観点から，重回帰分析により両者の関連を検証した．

その結果，府内の特に都市部では，日常的な歩行活動頻度との関連で，街路景観構成要素である terrain が正に，sky が負に関連していることを明らかにした．また，これらの関連は統計的有意であることも明らかにした．したがって，街路景観中の緑や建築物が近接する細街路の存在が歩行活動頻度と関連があることが示唆される．一方，余暇目的での歩行活動頻度との関連では，sidewalk が統計的有意に正の関連性を有していることを明らかにした．さらに，回答者属性として 65 歳未満の現役世代

の日常的な歩行活動頻度との関連では，terrain と sky が統計的有意に関連していること，余暇目的での歩行活動頻度との関連では，wall が統計的有意に正の関連性を有していることを明らかにした．一方で，65 歳以上の高齢者では，街路景観構成要と歩行活動頻度に統計的有意な関連を見い出すことができないことを明らかにした．

これらの知見は，歩行の目的をはじめとし，地域特性，年代によっても，歩行活動頻度と関連を持つ街路景観構成要素の種類とその度合いが異なることを示しており，その地域の歩きやすさの評価，ひいては，歩行活動の促進や歩行空間の整備・創出においては，このような観点に留意する必要があることが示唆される．

謝辞：本研究のセマンティックセグメンテーションの実装においては，京都大学大学院工学研究科社会基盤工学専攻空間情報学講座の川勝泰地氏に多大なるご支援を頂いた．ここに，深謝の意を表する．

NOTES

注1) 国土交通省：まちなかウォーカブル推進事業（R4年度）, https://www.mlit.go.jp/toshi/content/001487293.pdf, 最終閲覧 2023年9月25日

注2) 大阪市：御堂筋将来ビジョン〔概要版〕，https：//www. city. osaka. lg. jp/kensetsu/cmsfiles/contents/0000464/464479/gaiyou. pdf，最終閲覧 2023 年 9 月 25 日．

REFERENCES

1) 木村優介，金井俊祐：街路特性と目的別歩行活動量との関連分析：Walkability Index の観点から，土木計画学研究・論文集，77 巻，5 号，p. l_395−l_405，2022. [Kimura, Y. and Kanai, S.: *Analysis of the relationship between street characteristics and walking activity by purpose: from the perspective of the Walkability Index, Civil Engineering Planning Research and Transactions*, Vol. 77, No. 5, p.l_395-l_405, 2022.]

2) 盛岡諄平，松尾薫，加我宏之，武田重昭：散歩を支える「歩きやすい」と「歩きたくなる」環境要因から捉えたウォーカビリティに関する研究　大阪市域における 24 区別の散歩の発生特性と市内の特定地域における散歩ルートの選択特性から，都市計画論文集，56 巻，３号，p. 477−484，2021. [Morioka, J., Matsuo, K., Kaga, H. and Takeda, S.: *A Study on Walkability from the Perspective of "Walkability" and "Want to Walk" Environmental Factors Supporting Walking: From the Characteristics of Occurrence of Walking by 24 Wards in Osaka City Area and the Characteristics of Choosing Walking Routes in Specific Areas of the City, Journal of Urban Planning*, Vol. 56, No. 3, p. 477-484, 2021.]

3) 森崎有香，雨宮護：Google Street View を用いた系統的社会観察による都市のウォーカビリティ評価，ランドスケープ研究，86 巻，5 号，p. 517−522，2023. [Morizaki, Y. and Amemiya, M.: *Urban Walkability Assessment by Systematic Social Observation Using Google Street View, Landscape Research*, Vol. 86, No. 5, p. 517-522, 2023.]

4) 山田悟史，大野耕太郎：Deep Learning をもちいた印象推定 AI の作成と検証ー街並み画像の街路名と訪問意欲を対象にー，日本建築学会径角形論文集，84 巻，759 号，p. 1323−1331，2019. [Yamada, S. and Ono, K.: *Creation and Validation of AI for Impression Estimation Using Deep Learning: Targeting Street Names and Willingness to Visit in Cityscape Images, Proceedings of the Architectural Society of Japan on Trail Angles*, Vol. 84, No. 759, p. 1323-1331, 2019.]

5) 永田彰平，中谷友樹，埴淵知哉：機械学習に基づいたストリートレベルの Walkability 評価―Google Street View 画像を対象として，地理情報システム学会講演論文集，Vol. 28，2019. [Nagata, S., Nakaya, T. and Hanibuch, T.: *Machine Learning-Based Street-Level Walkability Evaluation - on Google Street View Images, Proceedings of the Geographic Information Systems Society of Japan*, Vol. 28, 2019.]

6) 沖拓弥，木澤佐椰茄：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 巻，800 号，p. 2102−2113，2022. [Oki, T. and Kizawa, S.: *Estimation Model for Street Impression Evaluation in Residential Areas Based on Image Big Data and Large-Scale Subject Questionnaire, Proceedings of the Architectural Institute of Japan, Department of Design*, Vol. 87, No. 800, p.2102-2113.]

7) 森崎有香，雨宮護，島田貴仁：系統的社会観察におけるバーチャル観察の適用可能性の検証，環境心理学研究，10 巻，1 号，p. 15，2022. [Morisaki, Y., Amemiya, M. and Simada, T.: *Testing the applicability of virtual observation in systematic social observation,Environmental Psychology Research*, Vol. 10, No.1, p. 15, 2022.]

8) Cao, S.: Assessing the Walkability of Streets from a Spatial Quality Perspective: Based on Street View Images, Kyoto University Graduate School of Engineering Thesis, 2022.

9) マクロミル：マクロミルモニタサイト，https://monitor.macromill.com/，最終閲覧 2023 年 9 月 25 日．

10) 问卷星：问卷星_不止问卷调查/在线考试，https：//www. google. com/search?q=wenjuanxing+&sca_esv=569640401&rlz=1C5CHFA_enJP872JP879&sxsrf=AM9HkKnLOGC7unxzHZeNK−qXJWtRoTpiPg%3A1696043995004&ei=2pMXZab3PM2o1e8PjNKW−Ac&ved=0ahUKEwimzOGesNGBAxVNVPUHHQypBX8Q4dUDCBA&uact=5&oq=wenjuanxing+&gs_lp=Egxnd3Mtd2l6LXNlcnAiDHdlbmp1YW54aW5nIDIEECMYJzIHEAAYExiABDIGEAAYHhgTMgYQABgeGBNInQ1QiwRY8QdwAXgAkAEAmAF0oAG

FBKoBAzIuM7gBA8gBAPgBAcICCBAAGKIEGLADwgILEAAYiQUYogQYsAPiAwQYASBBiAYBkAYE&sclient=gws-wiz-serp，最終閲覧 2023 年 9 月 25 日.

11) Google：Street View Static API overview, https://developers.google.com/maps/documentation/streetview/overview?hl=ja, 最終閲覧 2023 年 9 月 25 日.

12) NTT インフラネット：GEOSPACE 行政界ポリゴン，”https://www.ntt-geospace.co.jp/geospace/polygon.html，最終閲覧 2023 年 9 月 25 日.

13) Conservation GIS-consortium Japan: http://cgisj.jp/data_type_description.php?data_type=RoadCenter2020，最終閲覧 2023 年 9 月 25 日.

14) Cityscapes Team: Dataset Overview, https://www.cityscapes dataset.com/dataset-overview/, 最終閲覧 2023 年 9 月 25 日.

15) Chen, L. C., Zhu, Y., Papandreou, G., Schroff, F., Adam, H.: Encoder-Decorder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation,” Computer science, ECVV, 2018.

16) 内閣府：高齢社会白書，https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/index-w.html，最終閲覧 2023 年 9 月 25 日.

17) 久世和希，土屋一彬，大黒俊哉：緑視率と植栽形態が路地景観の印象に及ぼす影響に関する研究―動画を用いた印象評価実験を通じて，都市計画報告集，16 巻，4 号，p. 825-828，2018. [Kuse, K., Tuchiya, K. and Okuro, T.: *A Study on the Influence of Green Visibility and Planting Form on the Impression of Alley Landscape - Through the Impression Evaluation Experiment Using Video, Urban Planning Reports*, Vol. 16, No. 4, p. 825-828, 2018.]

18) 五月女誠史，土屋一彬，大黒俊哉：都市環境における視野内の空と植栽の比率が住居地域の景観選好に及ぼす影響，都市計画報告集，19 巻 4 号 p. 465-472，2021. [Sotome, S., Tsuchiya, K. and Okuro, T.: *Influence of the ratio of sky to plantings in the field of view in urban environments on landscape preferences in residential areas, Urban Planning Reports*, Vol. 19, No. 4 p. 465-472, 2021.]

19) 加登遼，神吉紀世子：スプロール市街地における主観的評価からみたウォーカビリティ指標の有効性　北大阪都市計画区域のスプロール市街地におけるスマートシュリンキングに向けて，都市計画論文集，54 巻，1 号，p. 10-19，2019. [Kato, H. and Kanki, K.: *Effectiveness of Walkability Indicators from Subjective Evaluation in Urban Sprawl Areas Toward Smart Shrinking in Sprawl Urban Areas in the Kita-Osaka Urban Planning Area, Journal of Urban Planning*, Vol. 54, No. 1, p. 10-19, 2019.]

(Received July 16, 2023)
(Accepted ?August 30, 2022)

ANALYSIS OF THE RELATIONSHIP BETWEEN STREETSCAPE COMPONENTS AND FREQUENCY OF WALKING ACTIVITIES USING GOOGLE STREET VIEW IMAGES

Rin IGARASHI, Tetsuharu OBA, Yusuke KIMURA, Junichi SUSAKI and Yoshie Ishii