

画像認識による街路空間指標の計測と 回遊行動分析への適用可能性

寺山 一輝¹・小谷 通泰²

¹正会員 石川工業高等専門学校 環境都市工学科 (〒929-0392 石川県河北郡津幡町北中条)
E-mail: terayama@ishikawa-nct.ac.jp (Corresponding Author)

²正会員 神戸大学大学院 海事科学研究科 (〒658-0022 神戸市東灘区深江南町 5-1-1)
E-mail: odani@maritime.kobe-u.ac.jp

本研究では、神戸市都心商業地域の街路空間の画像データに基づき、画像認識ツールを適用して、地域内の街路空間指標を計測し、街路パターンの類型化を行う。そして、街路パターンが来街者の経路選択行動に及ぼす影響を明らかにする。まず街路の構成要素として、交通主体（人・自動車・自転車等）と道路に付属する装置・設備（信号機・道路標識・アーケード等）を取り上げて、地域内の 2,262 箇所の街路を対象として画像認識を適用した結果、概ね良好な判別精度が得られた。そして、街路の構成要素を変数としてクラスター分析を行なった結果、5 通りの街路パターンが抽出された。また、GPS 調査による個々の行動軌跡データを用いて、歩行経路選択モデルを構築した。その結果、街路パターンが経路選択に有意に寄与しており、その有効性が示された。

Key Words: *image recognition, street space, pedestrian route choice model, GPS travel data*

1. はじめに

(1) 研究の背景と目的

都心の賑わいを創出するために、歩行者優先の空間整備が推進されている。歩行者優先の空間整備に関する施策を講じる際には、歩行者の回遊行動を詳細に分析することが不可欠であり、そのためには GPS などの情報通信機器から得られる高精度な行動データが必要である。また、回遊行動のメカニズムを解明するためには、沿道の施設配置や、街路の構造・接続性、街路景観などの詳細な空間特性指標が求められる。

回遊行動分析およびそのモデル化に関する研究は数多く存在しているが、本研究では、このうち歩行者の経路選択行動に着目する。既存の歩行経路選択モデルでは、施設が集積している街路、歩行者専用道、目的地まで最短経路で接続されている街路などが選択要因として有意に寄与していることが実証されている¹⁾。その一方で、街路空間の雰囲気や景観も重要な要因の一つとして考えられる。例えば、緑が多く休憩できるスペースが存在する空間や、人通りの多い空間などが挙げられる。こうした多岐にわたる要因は現地調査などによってデータを整備することが多いが、調査に関わる労力が大きい。その

ため、近年では画像認識ツールを活用して、これらを計測している研究もみられる。

そこで本研究では、神戸市都心商業地域の街路空間の画像データに基づき、画像認識ツールを適用して、地域内の街路空間指標を計測し、街路パターンの類型化を行う。そして、抽出された街路パターンが来街者の歩行経路の選択行動に及ぼす影響を明らかにする。

(2) 画像認識に関する既往研究の整理

Deep learning による画像認識ツールが様々な分野で近年活用されている。例えば、自動車交通量の計測を試みた研究²⁾や、土木構造物のひび割れ箇所を検出した研究³⁾などがある。

街路空間の評価に関する研究としては、Seresinhe et al.⁴⁾は、オンライン画像データを用いて、都市景観の良さを評価できるツールを構築している。野地・岸本⁵⁾は、Face API を用いて画像データから、歩行者密度・性別・年齢・感情の分布を定量化し、街路の特性を分析している。Sou et al.⁶⁾・曾ら⁷⁾は、歩行空間の画像とその印象から構成されるデータから空間の印象を評価できる画像判定法を開発している。そして、この手法を適用して、歩行空間の Walkability (歩きやすさ) と Lingerability (居心

地の良さ)を評価している. 小倉・中村⁹⁾は, 画像認識ツールを用いて, 国内外の歩行空間の動画から歩行空間シーンを分類し, 空間シーンとそれに対する主観的な評価(交通量, 街並みが良い, 移動が安全等)の関連性を分析している. また, 渡邊・中村¹⁰⁾は, 重回帰分析によって歩行空間シーンが歩行意欲・滞留意欲に及ぼす影響を明らかにしている. 画像認識ツールを用いて街路空間を評価する研究は数多く存在するものの, 定量化された街路空間パターンが来街者の回遊行動に及ぼす影響については明らかにされていない.

2. 画像認識手法の概要

本研究では, 一般物体検出アルゴリズムの一つである YOLOv3¹¹⁾を用いて画像認識を行う. YOLOv3 では特徴抽出器として Darknet-53 と呼ばれる Convolutional Neural Network (CNN) を使用している. CNN とは, ニューラルネットワークの一種で, 何段も層を重ねて学習させるものである. Darknet-53 では, 出力層を除いた 52 層の畳み込み層で入力画像の特徴を抽出し, 特徴マップの大きさ(入力画像が 416×416 のとき 13×13, 26×26, 52×52)に応じて, 3 つの出力層で出力する. この出力層は YOLO レイヤーと呼ばれる. YOLO レイヤーは最後の畳み込み層から入力画像を S×S のグリッドに区切った特徴マップを受け取る. 特徴マップには区切ったセル毎に物体の中心座標 (t_x, t_y), 大きさ (t_w, t_h), 物体の存在確率 (t_o), クラス (t_1, t_2, \dots, t_c) の情報が格納されている.

YOLO レイヤー毎に, MSCOCO データセット(マイクロソフトが提供している画像データ)から k 平均法により求められたアンカーボックス(レイヤー毎に 3 つ)が割り当てられており, これを用いて物体の位置を予測する. YOLOv3 では矩形領域, 物体の存在確率, クラスの確率を正解データと比べる. このとき損失が小さくなるように学習していく. 損失関数は式(1)から(4)で定義される.

$$Loss_{box} = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{i,j}^{obj} \left[\begin{array}{l} (t_x - t_x')^2 + (t_y - t_y')^2 \\ + (t_w - t_w')^2 + (t_h - t_h')^2 \end{array} \right] \quad (1)$$

$$Loss_{obj} = - \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{i,j}^{obj} [C_i' \log(C_i) + (1 - C_i') \log(1 - C_i)] - \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{i,j}^{noobj} [C_i' \log(C_i) + (1 - C_i') \log(1 - C_i)] \quad (2)$$

$$Loss_{cls} = - \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{i,j}^{obj} \sum_{c \in classes} [P_i' \log(P_i) + (1 - P_i') \log(1 - P_i)] \quad (3)$$

$$Loss = Loss_{box} + Loss_{obj} + Loss_{cls} \quad (4)$$

式(1)の $Loss_{box}$ は物体の位置と大きさについての損失関数である. ここでは, 畳み込み処理によって出力された物体の中心座標 (t_x, t_y)・大きさ (t_w, t_h) と出力層によって予測された物体の中心座標 (t_x', t_y')・大きさ (t_w', t_h') との差の二乗和によって表わされる. 式(2)の $Loss_{obj}$ は, 物体の存在の有無についての損失関数である. 一項目では, セルに物体がある場合の損失を BCE (バイナリクロスエントロピー) を用いて計算しており, 二項目では物体が無い場合の損失を BCE を用いて計算している. ここで C_i は, 物体の存在確率 t_o にシグモイド関数を適用させたものと予測ボックスと正解データ間の重なっている割合を掛けたものである. 式(3)の $Loss_{cls}$ は, 物体がどのクラスに属するかを示す損失関数である. セルの予測クラス確率 P_i' (t_1', t_2', \dots, t_c') と実際のクラス確率 P_i (t_1, t_2, \dots, t_c) を BCE を用いて表す. 式(4)の $Loss$ は式(1)から(3)を合計したものであり, これが最小となるように学習させる.

3. 画像認識手法の都心街路空間への適用

(1) 分析対象地域と使用データの概要

分析対象地域は, 図-1 に示す神戸市都心商業地域である. 分析対象地域は図中に示すように, 北野, 三ノ宮, 元町, 神戸ハーバーランドエリアからなり, 施設の立地特性が異なる. 三ノ宮エリアと元町エリアには, アークード街が存在しており, 連日多くの来訪者で賑わっている. 北野エリアは観光スポットであり, 神戸ハーバーランドエリアは複合商業施設が立地している.

本研究では, 地域内の 2,262 個のノードと 9,100 本のリンクから構成される道路ネットワークを対象として, Google ストリートビューを用いて, すべてのノードの全方位の画像を取得した. その結果, 7,359 枚の画像が抽出された. 本研究では, これらを用いて画像認識を行い,

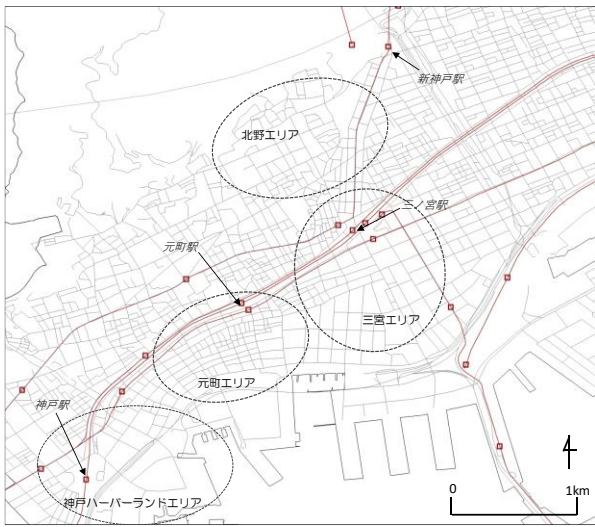


図-1 分析対象地域(神戸市中央区)

街路パターンの類型化を試みる。なお、Google ストリートビューから画像を取得しているため、撮影の時期・時間帯が異なることに注意する必要がある。

(2) 街路空間の構成要素

本研究では、街路空間の構成要素として、交通主体(車・人・自転車・バイク)と道路に付属する装置・設備(信号機・道路標識・電柱・ベンチ・植栽・アーケード)を対象とした。そして、これらの要素を用いて、街路パターンの類型化を試みる。

学習に必要な教師データとして、取得した 7,359 枚の画像のうち 1,000 枚を使用した。これらの画像に対して、それぞれの要素のラベル付け(アノテーション)を行った。図-2 はアノテーションを行った画像の一例を示したものである。画像認識のための学習回数は 10 万回に設定した。

(3) 画像認識の結果

学習を 10 万回行った結果、図-3 に示すような画像認識の精度が得られた。計算時間は約 18 時間であった。図中の横軸は学習回数、縦軸は学習対象ごとの適合率(mAP : mean Average Precision)と正解データからの乖離度(Loss)である。mAP は赤色折れ線、Loss は青色折れ線でそれぞれ示している。mAP についてみると、学習回数を重ねるにつれて、適合率が増加しており、最終的には適合率が 85% となった。Loss についてみると、学習回数を重ねるにつれて徐々に低下し、最終的には Loss 値が 1.057 となった。一般的にはこの Loss 値が 1 を下回ると画像認識の精度が十分高いとされている。

図4 と図-5 は、この学習データを用いて画像認識を行った結果を示している。図中の数値(0~1)は各要素の判定精度を表している。これらより、歩行者やアーケードは非常に高い精度で判別されていることがわかる。自

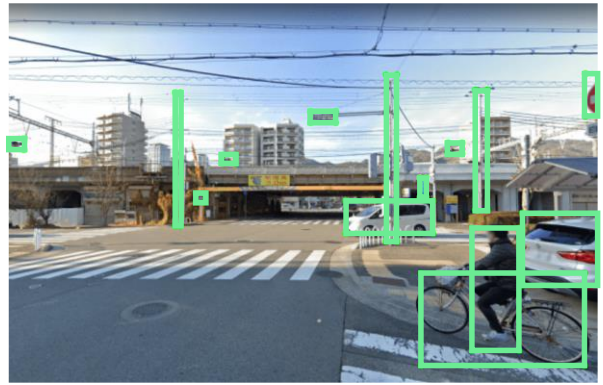


図-2 画像のラベル付けの例

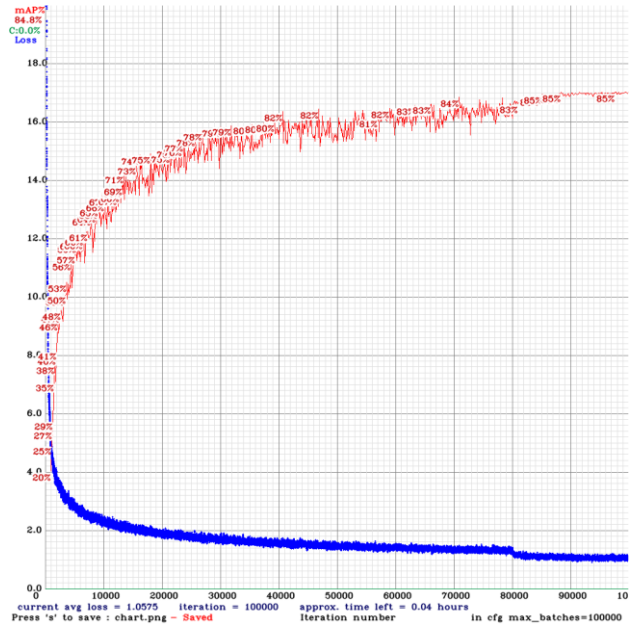


図-3 画像認識の精度



図-4 画像認識の結果(歩行者)



図-5 画像認識の結果(自動車)

動車交通に関わる要素の判別結果をみてみると、車や道路標識の精度は高くなっているが、トラックや横向きの信号機などの判別精度は50%程度あり、精度が若干低い。その一方で、他の画像についても同様に目視で画像認識の結果を確認したところ、大半の要素が十分に判別できていた。そこで以降の分析ではこの画像認識の結果を用いることとする。

4. 都心街路パターンにみられる特徴

(1) 街路パターンの類型化

ここではクラスター分析を適用して、それぞれのノードに対して街路パターンを抽出することを試みる。本研究では、ノード（交差点）ごとに接続するすべての街路空間について要素別に総数を算出した。そして、それらの構成比を求め、クラスター分析の変数とした。なお、ここでは判定精度が70%以上の要素のみを分析の対象とした。また、バイクと植栽については要素数が極めて少なかったため、変数から除外した。

クラスター分析の結果、5通りの街路パターンが抽出され、図-6はそれぞれのクラスターにおける要素の構成

比を示している。また、図 7a-e)はそれぞれのクラスターの代表的な街路空間を示したものである。抽出されたクラスターの解釈は以下のとおりである。

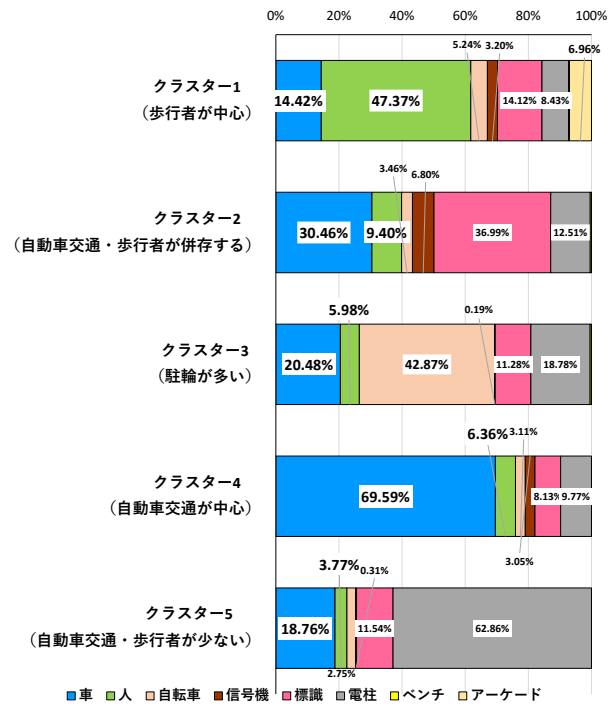


図-6 クラスターごとの街路空間の要素の構成



a) クラスター1



b) クラスター2



c) クラスター3



d) クラスター4



e) クラスター5

図-7 クラスターごとの代表的な街路パターン

クラスター1 は、構成要素としての歩行者の割合が圧倒的に高く、かつアーケードが検出されていることから歩行者が中心の賑わいのある街路と解釈できる。

次に、クラスター2 については、構成要素として自動車とともに歩行者が検出されており、また信号や道路標識の割合が高く交通処理の必要性が高い街路であり、比較的活気のある街路と解釈できる。

クラスター3 については、構成要素として自転車の割合が極めて高くなっているが、実際には駐車された自転車が大半であり、通行機能よりも裏通りのな使われ方をしている街路と解釈される。

クラスター4 については、構成要素としての自動車の割合が歩行者に比して圧倒的に高く、自動車の通行が中心となっている街路と解釈できる。

クラスター5 については、構成要素としての自動車・歩行者の割合がともに少なく、結果として電柱が検知される割合が高くなってしまっており、閑散とした外観の街路と解釈できる。

(2) 街路パターンの空間分布

図8 は、対象地域内の街路パターンの空間分布を示したものである。これらより以下のことがわかる。

まずクラスター1（歩行者が中心）の分布に着目すると、三ノ宮・元町エリアのアーケード街を中心に、その周辺地区に出現している。他のクラスターについてみると、クラスター2（自動車交通・歩行者が併存する）は、地域内で最も多く、対象地域の広域に分布しており、都心部の代表的な街路パターンとなっている。クラスター3（駐輪が多い）は地域内で最も少なく、山側の街路に分散しており、三ノ宮エリアの北側の飲食店街に多くみられる。クラスター4（自動車交通が中心）は、国道などの幹線道路やその周辺に多く位置している。クラスター5（自動車交通・歩行者が少ない）は、山側（都心の外縁部）の住宅地が多く立ち並ぶ街路に分布する傾向にあり、こうした街路の大半は無電柱化されていない。

以上のように、実際の街路空間の特徴と街路パターンとの間には整合性が認められ、対象地域において街路パターンが適切に抽出されているといえる。

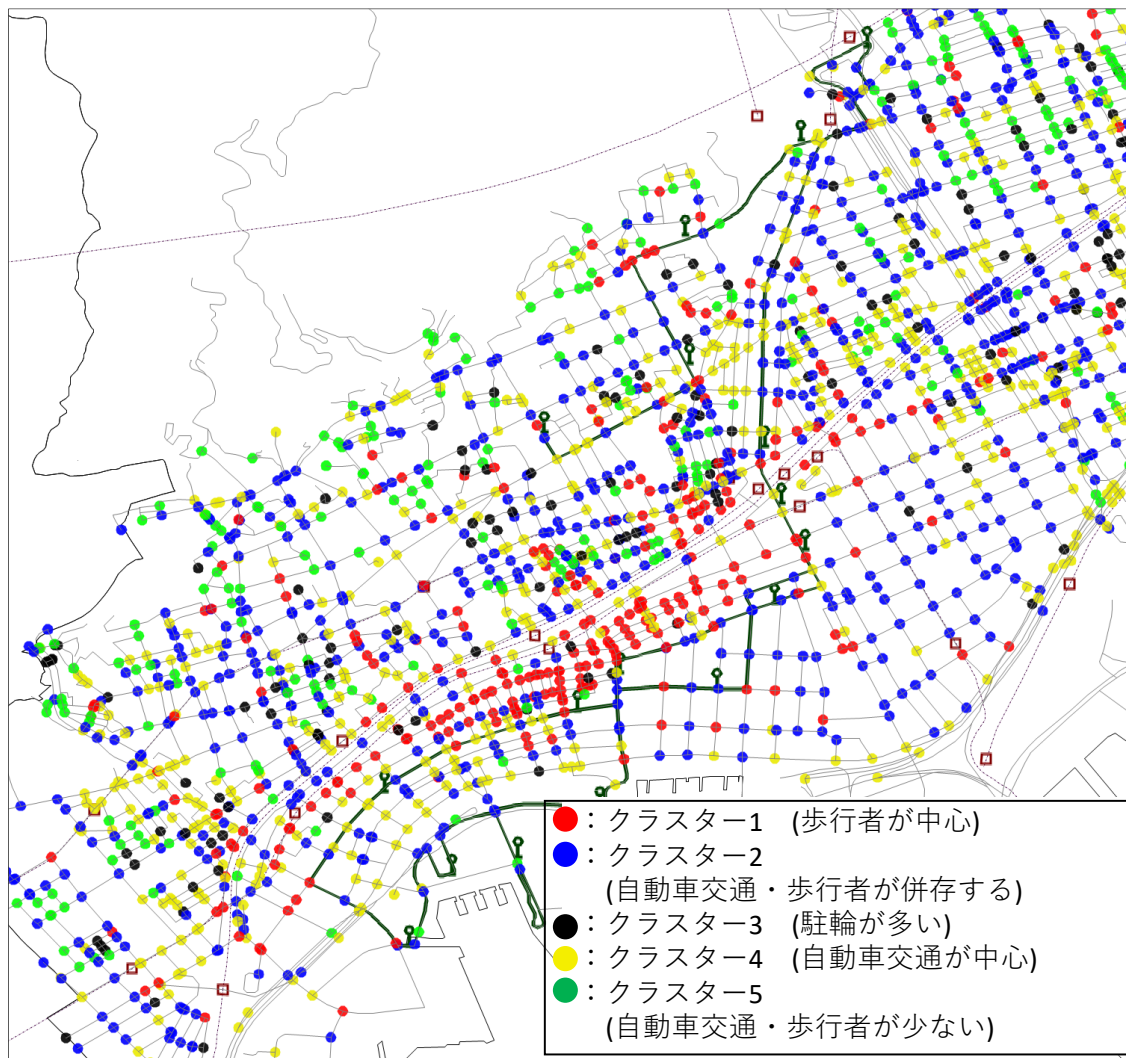


図-8 街路パターンの空間分布

5. 街路パターンが回遊行動に及ぼす影響

(1) 分析方法

本研究では、経路選択モデルを構築して、街路パターンが来街者の回遊行動に及ぼす影響を明らかにする。具体的には、多項ロジットモデルを適用して、歩行者の街路（交差点）の選択モデルを構築する。説明変数は、多くの既存研究で用いられているリンク長と業種別の施設数を用いる。ここで、業種別の施設数については交差点ごとに半径25mのバッファを作成して集計している。さらに本研究では、街路空間指標として、4章で算出した街路パターンと街路パターンの連続性（意思決定地点と同一の街路パターンかどうかのダミー変数）をそれぞれ説明変数に加えることとした。

対象地域には三叉路から七叉路まで存在する。本研究ではこれらを経路の選択肢集合とする。

(2) 回遊行動データの概要

来街者の回遊行動データは、平成 28 年 10・11 月に神戸市が実施した社会実験データを用いる。社会実験では、観光客を対象として、アンケート調査と GPS 調査を実施している。アンケート調査では、年代・性別などの個人属性とともに、トリップごとに訪問先・移動手段などを尋ねている。GPS データは 5 秒間隔で、位置・速度が記録されている。寺山ら¹²⁾は、GPS データから移動と滞在箇所を判別し、被験者ごとにトリップチェーンを生成した。そして、個々の GPS 座標点の交通手段を判別するモデルを構築し、トリップチェーン内の利用交通手段の組合せパターンを抽出した。

被験者の回遊行動の特性については、被験者数は 175 名であり、その大半が観光目的で来街している。また、トリップの代表交通手段の構成については、徒歩が全体の約 75%を占めている。回遊中の総移動距離の平均は約 8.8km であり、このうち歩行距離の平均は約 2.4km である。詳細については既存研究^{12),13)}を参照されたい。

本研究では、作成したトリップチェーンデータのうち、徒歩で移動しているデータを抽出して、歩行経路選択モデルを構築する。

(3) 歩行経路選択モデルの構築

全サンプル・年代（50 代未満・以上）別に経路選択モデルを構築した。表-1 はパラメータの推定結果をそれぞれ示したものである。

まず全サンプルでの推定結果についてみると、調整済み尤度比が 0.244 となっていることから比較的良好的な精度でパラメータを推定できた。各パラメータについてみると以下のことがわかる。

多くの既存研究で用いられている「リンク長」と「施設数（飲食・娯楽店舗数）」はいずれも有意水準 1%以下を満たしている。そしてリンク長、飲食・娯楽店舗数のパラメータがともに負の値を示していることから、来街者は目的地までの最短経路を選択する傾向にあり、飲食・娯楽店舗数が少ない街路を選択する傾向にある。前者については既存研究の結果と一致している。

次に、4 章で計測した街路空間に関わる変数に着目すると、いずれの変数も有意水準 1%以下となっている。街路パターンのダミー変数のパラメータはクラスター3（駐輪が多い）を基準としてすべて正の値となっている。すなわち、駐輪の多い街路よりもこれらの街路が選択される傾向にあることを示している。パラメータの寄与度を比較すると、クラスター1（歩行者が中心）が最も大きく、これに次いでクラスター2（自動車・歩行者が併存している）が大きくなっている。すなわち、歩行者優先でかつ歩行者が多い街路の選択率が高いことを表している。また、街路の連続性ダミーをみると、正の値を示していることから、来街者は同様の街路パターンを連続的に選択する傾向にある。

従来の指標（リンク長・施設数）と画像認識によって計測された街路空間指標から得られる街路パターンを比較すると、街路空間指標の方が経路選択に寄与している。

表-1 歩行経路選択モデルのパラメータの推定結果

	全サンプル		50代未満		50代以上	
	パラメータ	t値	パラメータ	t値	パラメータ	t値
クラスター1（歩行者が中心）	0.895	9.60 ***	0.911	7.37 ***	0.883	6.20 ***
クラスター2（自動車交通・歩行者が併存する）	0.769	8.46 ***	0.769	6.30 ***	0.770	5.64 ***
クラスター4（自動車交通が中心）	0.553	5.22 ***	0.597	4.17 ***	0.501	3.18 ***
クラスター5（自動車交通・歩行者が少ない）	0.255	3.11 ***	0.208	1.83 *	0.315	2.65 ***
街路の連続性	5.986	14.53 ***	6.124	10.59 ***	5.787	9.98 ***
リンク長[10m]	-0.013	-2.72 ***	-0.019	-2.77 ***	-0.006	-0.95
衣服・日用品店舗数	-0.00001	-0.002	-0.002	-0.50	0.004	0.59
飲食・娯楽店舗数	-0.014	-5.87 ***	-0.010	-3.31 ***	-0.022	-5.25 ***
その他店舗数	0.015	1.31	0.022	1.51	0.006	0.33
調整済み尤度比	0.244		0.247		0.238	
N	4206		2389		1817	

*:10%有意, **:5%有意, ***1%有意

このことは、街路空間の構成要素である自動車・歩行者交通量、アーケード、道路標識、電柱などを画像認識によって集約化した指標が回遊行動モデルの代理変数として有効であることを示唆している。

次に、年代別に比較すると、リンク長は 50 代未満のみ有意水準 1%を満たしていることから、50 代未満は目的地までの最短経路を選択する傾向が強いことがわかる。画像認識による街路空間指標に関わるパラメータについては、年代間で明確な差異はみられない。また 50 代未満・以上ともに従来の指標よりも街路空間指標の要因の方が経路選択の寄与率が高い。

6. おわりに

Deep learning を適用して、神戸市の都心商業地域の街路パターンの類型化を行うとともに、この街路パターンと歩行者の経路選択行動の関連性について分析した。以下では得られた成果を要約するとともに、今後の課題について述べる。

- 1) 神戸市都心商業地域の 2,262 箇所 (7,359 枚) の街路のオンライン画像を取得し、構成要素として交通主体、道路に付属する施設・装置を取り上げて画像認識を行った。その結果、構成要素によって差はみられるものの概ね良好な精度で判別することが可能となった。
- 2) 街路空間内における要素別の検出数の構成比を指標としてクラスター分析を適用して、街路パターンの類型化を行った。この結果、歩行者を中心とした街路や、自動車交通と歩行者が併存している街路、自動車交通を中心とした街路など 5 通りのパターンが抽出された。
- 3) リンク長・施設数に加えて、抽出された街路パターンを説明変数として、歩行経路の選択モデルを構築した。その結果、画像認識により得られた空間指標に基づく街路パターンが有意に寄与しており、本指標の有効性を確認することができた。

今後の課題としては以下の諸点が挙げられる。本研究では、オンライン上で街路画像を取得したため、その撮影の時期や時間帯が異なる。交通量は時期や時間帯に応じて変動するため、今後はいくつかの変動を考慮できる画像を取得する方法を確立する必要がある。また、街路の舗装、沿道建物のデザインや広告物などを街路空間の構成要素に追加することで、具体的な都心空間の設計へ展

開できるようにしたい。

謝辞：本研究は、JSP 科研費(19K04646)、JSP 科研費(22K04359)の助成を受けて実施したものである。また、本研究を行うにあたっては、後藤瑛都氏(元石川工業高等専門学校学生)の協力を得た。記して謝意を表す。

REFERENCES

- 1) 竹上直也, 塚口博司: 空間的定位に基づいた歩行者の経路選択行動モデルの構築, 土木学会論文集, Vol.62, No.1, pp.64-73, 2006.
- 2) 大山雄己, 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.
- 3) 松田宏文, 蒔苗耕司: HOG 特徴と SVM を用いた交通量計算システムの開発と評価, 土木学会論文集 F3(土木情報学), Vol.73, No.2., pp.347-355, 2017.
- 4) 野村泰稔, 村尾彩希, 阪口幸広: 深層畳み込みニューラルネットワークに基づくコンクリート表面のひび割れ検出システム, 土木学会論文集 F6(安全問題), Vol.73, No.2, pp.189-198, 2017.
- 5) Seresinhe, C.I., Preis, T., Moat, H.S.: Using deep learning to quantify the beauty of outdoor places, *Royal Society Open Science*, 2017.
- 6) 野地駿吾, 岸本達也: 画像認識による街路空間における歩行者の年齢、男女比、感情、および密度の分析—渋谷駅周辺を主としたケーススタディ, 都市計画論文集, Vol.55, No.3, pp.451-458, 2020.
- 7) Sou, K., Shiokawa, H., Yoh, K., Doi, K.: Street Design for Hedonistic Sustainability through AI and Human Co-Operative Evaluation, *Sustainability*, 13(16): 9066, 2021.
- 8) 曾翰洋, 鹿島翔, 葉健人, 土井健司: 画像認識 AI モデルを用いた通行および滞留機能を考慮した歩行空間の性能評価の試み, 第 42 回交通工学研究発表会論文集(研究論文), pp.199-206, 2022.
- 9) 小倉悠太郎, 中村一樹: 街路の画像認識による空間指標と主観評価の関係分析, 第 65 回土木計画学研究発表会・講演集, 2022.(CD-ROM)
- 10) 渡邊菜々子, 中村一樹: 街路空間デザインが余暇施設周辺の歩行・滞留意欲に与える影響分析, 第 65 回土木計画学研究発表会・講演集, 2022.(CD-ROM)
- 11) Redmon, J., Farhadi, A.: Yolov3: an incremental improvement, arXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.
- 12) 寺山一輝, 小谷通泰, 羽岡陽平: 都心部における公共交通サービスが来街者の活動空間に及ぼす影響に関する分析—GPS による行動軌跡データを用いて, 都市計画論文集, Vol.56, No.3, pp.842-849, 2021.
- 13) Terayama, K., Mizukami, T., Odani, M.: Analyzing Relationship Between Visitors' Use of Public Transportation and City Center Revitalization: Case Study in Central Kobe City, Japan, *Asian-Pacific Planning Societies 2022*, 2022.

(Received September 30, 2022)

MEASUREMENT OF STREET SPACE INDEX WITH IMAGE RECOGNITION AND ITS APPLICATION TO PEDESTRIAN TRAVEL BEHAVIOR ANALYSIS

Kazuki TERAYAMA and Michiyasu ODANI