

AIによる人流解析結果を介した歩道空間の 特性把握の可能性に関する研究

高森 秀司¹・吉田 龍人²・堀井 大輔²・菊池 恵和²・大久保 順一³

¹正会員 八千代エンジニアリング(株) 技術創発研究所 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8)
E-mail: takamori@yachiyo-eng.co.jp (Corresponding Author)

²正会員 八千代エンジニアリング(株) 技術創発研究所 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8)

³非会員 八千代エンジニアリング(株) 技術創発研究所 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8)

近年、まちなかの交流・滞在空間創出に向けた取組が展開されており都市空間における行動観測ニーズが高まっている。本論では、AIによる画像認識技術の応用により人流調査を自動化する先行研究を進展させ、ビデオ撮影画像から歩道空間内の滞在者等を「歩行者」と「サイクリスト（車種別に3区分）」に区分してデジタル化する技術開発について報告する。また、デジタル化した結果をもとに、速度・滞在確率等の複数の指標に換算し、歩道空間内の人流の特徴から実空間の課題抽出へのフィードバックの可能性について考察する。

Key Words: Pedestrian Flow Analysis, Cyclists, Video Survey, Deep Learning

1. はじめに

国土交通省による「ストリートデザインガイドライン」¹⁾や「まちなかの居心地の良さを測る指標（案）」²⁾などの公開と活用に見られるように、まちなか空間を「自動車中心の通行空間」から「人中心の活動空間」へと転換する取組が始まっている。これら取組の展開において、まちなかの人々の活動・行動を計測し、分析・評価・活用につなげるための技術開発のニーズが高まっている。

まちの活性化を表す言葉として「にぎわい」が、「にぎわい」に繋がる要素として「歩行者通行量」が主な指標として用いられてきており、多くの中心市街地活性化基本計画においても目標指標として設定されている³⁾。

まちなか空間における歩行者通行量調査は継続的に行われているが、その手法は人力調査が主流であり、高コストも背景に定量的な調査・整理の内容が限定的となりやすい点（期間や領域の広さ、位置情報取得時の空間粒度等）が課題である。人力調査には、調査員の主観ながら来訪者の各種アクティビティや属性の整理等が可能になるなどの定性的な面での強みがあるが、まちなか空間の評価につながる一連の定量的な調査を効率化する手法の開発・応用が期待されている。

位置情報の取得が可能な技術として、各種センサーの他、GPS データや携帯電話の位置情報データ等があり、実空間への社会実装も始まっている⁴⁾。各技術の適用の向き不向きや限界と可能性等は今後の継続的な検証が必要であるが、従来の人力での都市空間内の活動調査の代替として用いるには、分析の空間粒度の詳細化に課題があると考えられる。

従来の人力調査においても、効率化の一環として現地調査員による調査に並行してビデオカメラを使用した分析が進められている。ビデオカメラでの撮影・調査は、実施の手軽さや普遍性が強みであり、その効率化には一定のニーズがある。近年の深層学習に関する研究の進展を背景に、映像・画像データに AI 解析を適用し、情報取得を自動化・効率化する取組⁵⁾や歩行者等の挙動を分析する取組⁶⁾⁷⁾⁸⁾⁹⁾が進められている。高森ら¹⁰⁾は、ビデオ映像に深層学習を適用することで歩道空間内の通行者の位置情報を取得し、その軌跡を可視化する手法を提案し、高コストが課題となる人力調査を AI 解析が代替しうる可能性を示している。ただし、歩道空間を往来する歩行者と自転車運転者を区分できない点が課題として残されている。課題への継続的な対応として、吉田ら¹¹⁾は、高森らが開発した深層学習による人流調査手法をベースに、歩行者と自転車運転者を区分可能としたうえでビデオ映像から歩行者・自転車運転者別の通行者の軌跡を自動取得する手法の開発を進めている。

一連の研究により、歩道空間内の人流（歩行者・自転車運転者）の挙動について、人力調査では現実的でない詳細な時空間粒度での整理と任意の空間単位等での集計や評価等が可能となっている。

スマートシティやデジタルツインの社会実装が進む文脈において、実空間それ自体のデジタル情報化に加え、都市活動をデジタル空間上に表現することで課題抽出に役立てようとする取組¹²⁾が緒に就いたところである。本研究は、歩道空間内の人流という都市活動をデジタルデータ化し、その評価・分析を通して実空間における都市問題可視化への応用について考察するものである。

2. 開発・適用した人流解析技術の概要

AI 解析を使った軌跡の取得は、「①物体検出」と「②物体追跡」の構成とし、物体検出は物体の存在する位置を Bounding Box (以降、BBox と呼ぶ。例として図-1 の青矩形。) で表現する。また「②物体追跡」では、各フレームで検出された BBox から同一人物の組み合わせを識別する。物体検出の推論結果と物体追跡を活用して人や車などの移動体の軌跡を取得する技術は、Multi-object Tracking challenge¹³⁾にて様々な手法が検討されている。高森らは、物体検出と追跡を活用した AI 人流解析手法を構築し、人手での計測との精度比較結果を示した。人の検出には事前学習済みの公開モデルである opencv toolkit の person-detection-0101¹⁴⁾ が用いられているが、当モデルは自転車運転者も歩行者として検出することから、歩行者と自転車運転者を区分できない手法となっている点や、撮影画角内での相対的な位置情報(メッシュ単位)での整理であり、実際の空間尺度を有しないこと等が課題として残されていた。

そこで、高森らの AI 人流解析手法の改良としてサイクリスト検出モデルを追加し、歩行者と自転車運転者を区分した人流解析を行う方法を検討した。さらに画像の幾何補正を応用し、デジタル化した位置情報に実空間の尺度を与え、速度等の算出を可能とする改良を加えた。人流解析の技術開発の流れは以下のとおりである。

【動画撮影】 : person-detection-0101 が動作する条件で撮影(入力画像は 300×300 サイズにリサイズ)

【検出】サイクリスト検出モデル構築 :

- a) 教師画像の生成
- b) サイクリスト検出モデルの学習

取得データの指標化 :

- a) 【追跡】軌跡情報化
- b) 幾何変換による位置情報基準化
- c) 移動方向の判定・付与
- d) 計測データの指標化(速度、位置等)

(1) 動画の撮影

人流解析で用いた動画は、人の検出に用いる person-detection-0101 が正しく動作するよう撮影することを条件に撮影を行った。本論で撮影に使用したビデオカメラは、SONY 社の HDR-AS50 である。カメラの解像度は 1920×1080px、フレームレートは 30fps とし、MP4 形式で保存した。なお 30fps での撮影は、1 コマ約 0.03 秒に相当し、歩行者が時速 4km (≒1.11m/s) で 1m 進む間に約 30 コマ、自転車が時速 15km (≒4.17m/s) で 1m 進む間には約 8 コマが該当する条件となる。

設置は一脚を用いて街灯に固定(事前に道路占用許可を取得)した。撮影高さは地上約 2.6m とし、歩道を斜めに見下ろす画角で撮影を行った。撮影範囲の広角性を

優先するため手振れ補正機能はオフとした。撮影画角は図-1 を参照されたい。事前に同条件での試験撮影を行い、person-detection-0101 での通行者の検出が可能であることを確認してから本撮影を行った。

本動画の撮影場所は、JR 三鷹駅北側の駅前広場に接する歩道空間であり、撮影日時は 2022 年 5 月 18 日(水)の 10 時~16 時である。撮影開始時と終了時にそれぞれ電波時計による表示時刻を録画した。

画面(図-1)の右端・左端部の各以遠(奥側)は歩道が連続し、各中央部には交差点(横断歩道)が存在する。画面手前側(下側)はベンチが設置、その背面は防護柵を介して駅前広場(車道)に接しており、通行者の出入りは左右方向に限定される。ほぼ全ての通行者が、画面を左右方向に U 字型で通り抜ける行動となる場所である。

また、撮影は武蔵野市の社会実験期間中に行ったものであり、歩道の中央部にカフェセットが設置されている。

(2) サイクリスト検出モデルの構築

先行研究である高森らの手法をベースに、通行者としての「歩行者」と「自転車運転者」を区分した検出のためのモデルを構築・追加する。

a) 教師画像の作成

教師画像は計 31 地点の都市部を撮影した Full HD 画質以上の動画を基に作成した。いずれの動画も person-detection-0101 で人が検出されることを確認した。データ収集に際して、今回撮影動画からの切り出し等は行っていないが、事前に同一地点で撮影した動作確認用の動画からのアノテーション(75 枚)が含まれている。教師画像(1,798 枚)の一部に、同じ自転車を対象とした画像(撮影角度等は異なる)は含まれているが、原則としてそれぞれ異なる自転車を対象とした画像データとして整理を行っている。

自転車運転者の BBox は、自転車本体と運転者を一体的に(以降「サイクリスト」とする。)検出することとした。自転車の車種別に 3 区分して検出するモデルとし、BBox に車種区分のラベルを付与した。設定したラベルと収集した教師画像枚数は表-1 のとおりである。



図-1 解析対象画像および検出例

表-1 アノテーション画像枚数

車種区分		枚数
シティサイクル	チャイルドシートなし	616
	チャイルドシートあり	588
スポーツサイクル		594
合計		1,798

ここで「シティサイクル」は一般的な街乗り用の自転車、「スポーツサイクル」はクロスバイク、ロードバイクなどの自転車を指す。これらの呼称は俗称であり、車種を分類する正式な基準を確認できなかったため、本研究では【シティサイクル：前かごの付いた自転車】、【スポーツサイクル：前かごが付いていない自転車】として定義した。シティサイクルは、チャイルドシートの有無によってさらに2区分した。

ラベルは動画内で多数確認された自転車種別を踏まえて設定しており、アシストサイクルやミニベロなどの詳細・多様な車種区分への対応は今後の課題としたい。

b) サイクリスト検出モデルの学習

サイクリストの画像として計1,798枚（31地点中30地点の全データ：表-1参照）をTrainデータとして学習を進めた。また、240枚（31地点中1地点の全データ）をTestデータとした。

ベースモデルには人検出モデルに採用されるSSD¹¹⁾を用い、学習時には5epochごとにTestに対するmean Average Precision (mAP)を算出し、mAPが最大となった時点のモデルを採用した。学習の結果、最大mAPは0.763となり、Liu¹⁵⁾らによるPASCAL VOCデータセットでのmAPと同等の結果として十分な精度が得られたものと判断した。この段階では、自転車運転者は歩行者モデルでも2重に検出されるため、その重なりを特定して歩行者データから除去対応の必要がある。その説明は後段（(3) a) 軌跡情報化）で述べる。この対応により、既存の歩行者モデルにサイクリスト検出モデルを追加し、歩行者とサイクリストを区分した抽出を可能とした。

なお参考値として、人検出モデル(person-detection-0101)のAP公表値は88.14% (internal test set)である。今回の撮影データに対する精度検証は行っていない。

(3) 取得データの指標化

前段までのモデルにより、撮影動画から歩行者とサイクリスト（3区分）の検出が可能となった。本節では物体追跡により取得データにコンテキストを与える。また軌跡情報化したデータを都市活動評価に用いるための指標について検討する。

a) 軌跡情報化

撮影画像から得た歩行者・サイクリストの検出結果に物体追跡の処理を行い、軌跡情報として整理する。

事前検討段階で、遠距離（画面の奥側）部の検出結果が物体追跡に悪影響を及ぼすことが確認されたため、遠距離部の結果は除外する対応とした。解析対象とした範囲は、図-1の赤線に示す範囲である。

本研究の物体追跡アルゴリズムは、centroid tracking¹⁶⁾とRe-Identification¹⁷⁾を組み合わせた。centroid trackingはフレーム間で物体の移動量が最小となる組み合わせから追跡を行うものであるが、すれ違いなどで異なる人が重なった際に、取り違いによる誤追跡の発生が問題となる。Re-Identificationを組み合わせることで人の見た目（特徴量）を考慮した追跡となるため、centroid trackingの誤追跡の低減が可能となる。加えて、オクルージョン（物体同士が画

面上で重なり合った際に裏側の物体の検出精度が低下）発生時にも軌跡が取得できるよう、軌跡同士が接近した際にBYTE¹⁸⁾のアルゴリズムを適用した。BYTEは、Confidence低下によりBBoxが途中で消失した際に、BBoxが消失した位置付近における低いConfidenceの推論結果を許容する手法である。BYTEの適用により低いConfidenceでもBBoxが保持され、オクルージョン発生時でも途切れにくい軌跡の取得が可能となる。

また、作成した軌跡データを用いて人検出モデルとサイクリスト検出モデルでの2重検出の対応を行う。同じ映像データに人検出モデルとサイクリスト検出モデルをそれぞれ適用することで、自転車運転者には2つの軌跡情報が与えられる。当該軌跡情報について、入出時刻のIoUが0.2よりも大きくなった軌跡の組み合わせのうち、共通領域での人検出モデルのBBoxおよびサイクリスト検出モデルのBBox間のユークリッド距離の平均を計測し、「ユークリッド距離の平均が最も小さくなったもの」を「2重計上されている人・自転車運転者」として定義し、歩行者からは除却した。

b) 幾何変換による位置情報基準化

前段までの「物体検出」および「物体追跡」で取得した軌跡の位置情報は、画像上の座標情報として表現されるが、実空間の遠近（奥行等）が考慮されていないため、デジタル上の座標情報をもって実空間上の距離や速度への直接的な換算ができない。

デジタルツインの観点からの活用にも課題となることから、本研究では幾何変換により撮影した画像内の空間解像度を統一化し、算出した位置情報に尺度を与える処理を行った。具体的には、Homography Transformation¹⁹⁾を用いることとした。実空間上で形状・サイズが既知の範囲を参照し、画像上の対象範囲の形状・サイズを既知の値と対応させる処理である。

Homography Transformationでは、変換を行う基準点を4点確保できれば、形状に制約なく変換が実施可能である。変換前後の各点の対応関係によって、Homography Transformationの変換式である(1)式のパラメータHが算出でき、オリジナル画像における任意の座標x, yを実空間の距離と紐づいたx', y'へと写像することが可能となる。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$



歩行者

サイクリスト
(スポーツサイクル)

図-2 物体検出例

本検討での幾何変換の実施例を図-3に示す。変換時の基準点には、撮影時に一時的に設置したビニールシートを用いた。ビニールシートの実サイズは340cm×250cmであり、シートの四隅を基準に画像上で短辺340px×250pxの長方形になるように変換を行った。変換により、斜め

視点の画角が俯瞰の画角となり、1pxの意味を統一的に扱うことが可能となる。一方、変換によりカメラレンズの樽型歪曲の影響が確認された。今後の高精度な計測に向けてキャリブレーションによる歪み補正が望ましいが、その対応は今後の課題とし、以降の対応を進めた。

c) 移動方向の判定・付与

前段までの検討により、ビデオ画像から通行者の抽出と追跡、また位置情報の基準化が可能となった。歩道空間での通行者の挙動は、車道における自動車の挙動に比べて複雑であることに留意が必要であり、通行者の移動データの指標化において「方向」の情報も重要と考えた。

各軌跡の移動方向の判定方法の検討にあたり、本研究では図-1に示す現場状況を踏まえ「左右方向のみ」として設定した。Uターンした通行者の方向も判定できるよう、BBBoxが初めて出現した位置（以降、Inと呼ぶ。）とBBBoxが消失した位置（以降、Outと呼ぶ。）のそれぞれに左右の方向を定義することとした。また、軌跡が極端に短い場合やInとOut間のフレーム数が少ない場合は方向不明として処理した。方向不明とする基準は、元の座標空間における軌跡の横軸方向の最大値と最小値の差分が200px（2m相当）以下の場合、もしくはInとOut間のフレーム数が120フレーム（4秒）以下の場合とした。

なお、方向不明者と判定された対象者には、カフェセット利用者などの実際に長時間滞在した歩行者に加え、カフェセットに近接する「三角コーン」を人として誤検知した結果も多く含まれていた。本検討のように比較的長時間の調査と解析を行うことで、誤検知の影響が長時間にわたり算出結果にも表れる課題を確認した。

今後のデジタルツイン推進の文脈においては、長時間の滞在者の空間利用の実態も重要な情報であり対応が求められる。本論の事象への対応としては三角コーンに関する情報を教師データ側に付与する等が考えられるが、より普遍的な対応が重要と考える。

誤検知による影響の除去と精度向上は今後の課題とし、本論の以降の検討では「移動中（長期滞在ではない）」の通行者を対象として解析を進めた。

d) 指標化

前段までの検討により、動画データから人流の基礎情報として、方向情報を含め軌跡化された通行者情報が得られる。デジタルツインの文脈で、通行者の位置情報を実空間における都市活動として評価するためには、解釈しやすい指標として表現することが重要である。

本論で表現する指標群は、山中ら²⁰⁾の先行研究も参考に「通行者数」、「時間帯別通行者数」、「通行速度」、「通行位置」とし、各処理について検討を行った。

「通行者数」は、人流解析で出力されるID別の軌跡の本数を算出することで対応する。中心市街地活性化基本計画など、基本的な指標として活用されている。

「時間帯別通行者数」は、通行者数を任意の時間断面で集計することで算出する。長時間の撮影の場合、撮影機械側の処理で撮影データが複数ファイルに分割されて保存される場合があるが、録画開始時と終了時に撮影させた「正確な時刻」と動画データ内の時間を同期させることで、時間軸の扱いを簡便化した。

「通行速度」は、幾何変換後の座標データを用いて、フレーム間のユークリッド距離により計測する。速度の算出式を(2)式に示す。ここでx、yは幾何変換後のBBBoxの座標、fはフレーム数、nは軌跡のプロット数を表す。

$$\bar{v} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}}{(f_{i+1} - f_i)} \quad (2)$$

ここで、速度をフレーム毎に計測すると、動画のフレーム間で1px程度しか変化しない物体に対し、数pxの物体検出誤差が付随し、計測誤差が増大するという課題が明らかとなった。本論では、一定のフレームごとに平均を取ったxおよびyの値から速度を求めることが妥当と考え、定性的ではあるが目視レベルで物体が移動したと確認できた11フレームごとに速度を計測することで誤差の影響の低減化を図った。

「通行位置」は、方向別、歩行者・サイクリスト別に整理する。通行位置の可視化にあたり、各人の軌跡を直接描画する場合、長時間の表現において軌跡同士の重なりが発生し、視認性・解釈性が低下する点が課題となる。

本論では、進行方向に対して垂直な方向を通過断面とし、各通行者が通過断面上を通る位置を確率として表現する方法を適用した。図-3の範囲を例とすると、横軸を進行方向、縦軸を通過断面とみなし、縦軸上に通過位置を確率分布（縦軸単位の合計が100%）として表現するものである。本手法は進行方向が一次元的な区間以外での適用に課題があるが、出力の視認性・解釈性の高さや、途切れた軌跡が解析精度を低下させない等の特徴がある。通行者の追跡等に改善の余地がある場合でも、滞在空間の分布特性の評価に適した表現と考える。

軌跡を直接描画した場合（図-4）と、確率分布として描画した場合（図-5）をそれぞれ示す。



図-3 幾何変換実施例

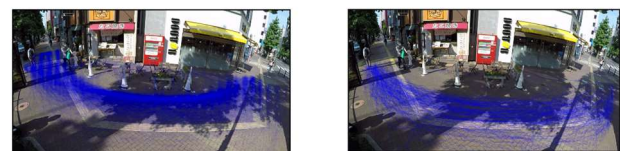


図-4 参考：直接描画（右から左方向）

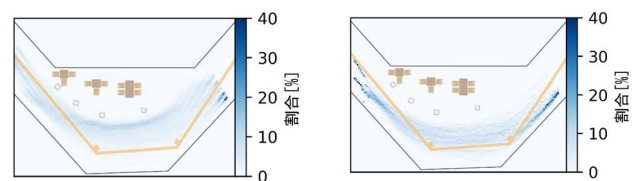


図-5 確率分布描画（右から左方向：幾何変換後）

3. 計測結果と考察

2章に示した各指標について、6時間分の撮影動画を解析した結果と考察を以下に示す。

(1) 通行者数

通行者数の計測結果は表-2のとおりである。本計測結果では、歩行者・サイクリストとも「左⇒右方向」が多く、「左⇒右方向」は「右⇒左方向」の約1.5倍の通行量となった。

サイクリストの通行量を車種区分別にみると、「チャイルドシートなし」のシティサイクルが最多であるが「チャイルドシートあり」も一定割合として計測された。

検出結果の精度検証として、13:00~14:00の1時間分について人力調査とモデルによる検出数の比較を行った結果を表-3に示す。結果としては、全体的には検出モデルが過大となる傾向が確認された。モデルでの検出結果を再確認し、すれ違い発生時にIDが新規に付与されるなど、同一の通行者に複数のIDが付与されている事象を確認している。更なる検証や精度向上・改善の取組は今後の課題として、以降の検討を進める。

(2) 時間帯別通行者数

歩行者通行量を方向別に15分単位で計測した結果は図-6のとおりである。歩行者通行量のピークは、両方向で正午前後と夕方にある傾向が確認できる。

また、正午前後のピークの山は方向別間で30分程度のズレがあり、仮説としては、昼食休憩での往復行動を捉えた可能性などが推察される。

表-2 通行者数計測結果

歩行者・サイクリスト(3区分)	進行方向		合計
	左⇒右	右⇒左	
歩行者	2,618	1,811	4,429
シティサイクル(チャイルドなし)	224	152	556
シティサイクル(チャイルドあり)	72	50	
スポーツバイク	37	21	
合計	2,951	2,034	4,985

表-3 方向別通行者の比較

13:00~14:00	歩行者	チャイルドシートなし	チャイルドシートあり	スポーツバイク	
L⇒R	モデル	344	32	11	3
	人力	276	26	2	4
	検出率	124.6%	123.1%	550.0%	75.0%
R⇒L	モデル	252	27	6	3
	人力	214	19	3	8
	検出率	117.8%	142.1%	200.0%	37.5%
L⇒L	モデル	2	0	0	0
	人力	2	0	0	0
	検出率	100.0%	-	-	-
R⇒R	モデル	4	0	0	0
	人力	8	0	0	0
	検出率	50.0%	-	-	-
TOTAL	モデル	602	59	17	6
	人力	500	45	5	12
	検出率	120.4%	131.1%	340.0%	50.0%

(3) 通行速度

幾何補正後の位置情報を用い、歩行者・サイクリスト

の平均速度を算出し、速度分布を算出した結果を図-7に示す。なお、長時間の滞在行動ではなく「移動行動」を対象に評価する趣旨で、方向が「右から左方向」もしくは「左から右方向」で「30秒以内に画面を通り抜けた人」のみを対象に算出した。

通行速度は、歩行者が3.6km/h(=1.0m/s)付近、自転車は7.5km/h(=2.1m/s)付近をピークとする速度分布となり、一般に言われる速度帯よりもややゆっくり目の挙動として確認された。またサイクリストには時速5km以下が一定数いることが確認された。解析結果では、自転車を押して歩く歩行者もサイクリストとして検出されていること等が影響したものと推察する。いわゆる「押しチャリ」は、歩道空間以外でも散見される行動であることから、その抽出は今後の課題としたい。また、通行速度ゼロ近くでの分布も確認され、これら挙動の要因分析等も今後の課題である。

サイクリストの車種区分別の速度比較として、3区分の速度分布を図-8に示す。また車種区分別の平均速度は、表-4のとおりである。スポーツバイクの平均速度が最も高い結果となったが、最高速度にはほぼ差はなく、調査対象箇所特性として恒常的な人通りがあることで、一定の速度に収まったことが推察される。

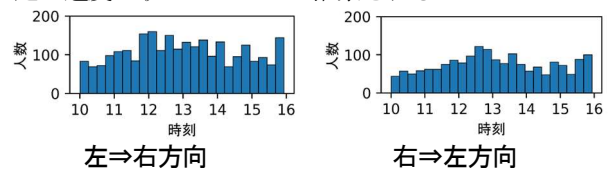


図-6 時間帯別歩行者通行量計測結果

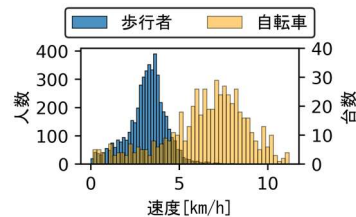
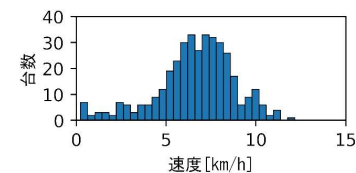
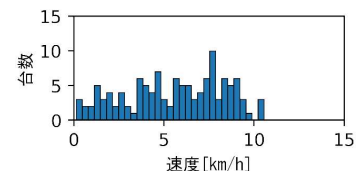


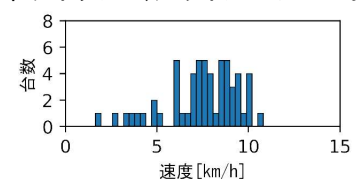
図-7 歩行者・サイクリストの速度分布



シティサイクル(チャイルドシートなし)



シティサイクル(チャイルドシートあり)



スポーツバイク

図-8 自転車種類別速度分布

表-4 車種区分別平均速度

歩行者・サイクリスト (3 区分)	平均速度
シティサイクル (チャイルドなし)	6.63 km/h
シティサイクル (チャイルドあり)	5.65 km/h
スポーツバイク	7.47 km/h

人力調査時の動画の観測からは、自転車通行時の歩道空間内の混雑度との関係も推察され、サイクリストが通行する際の歩行者密度や、歩行者との離隔距離と速度の関係性等の分析を進める必要があると考える。

本論の取組により、3 区分と限定的ではあるがサイクリストの挙動について車種別の評価が可能となった。現在推進されているウォークアブルタウンの取組等においても、歩道空間内の利用者のすみ分けや空間の再配分検討等にも有用な情報になるものと考えられる。

(4) 通行位置

2.(3).d で述べたとおり、通行位置の表現には確率分布を適用する。方向別、歩行者・サイクリスト別に、画像上の縦軸での通過位置を 10cm メッシュで集計して分布を表現したものが図-9 である。参考として軌跡を直接的に重ねたイメージは図-4 のとおりであるが、前述のとおり複数の通行者の軌跡を重ねた場合、視認性や解釈性の低下が課題となる。

図-9 の結果からは、歩行者は相対的に内側（カフェセット側）を通行し、サイクリストは外側（誘導ブロック周辺）を通行している傾向が読み取れる。動線としては駅の出入りに関する行動の多い場所であり、歩行者は最短経路を志向しつつ、カフェセットや三角コーンからは一定の離隔で移動している様相が推察される。サイクリストが外側を通行する傾向は、歩行者との通行位置のすみ分け（衝突回避）や、そもそもの遠回りに対する抵抗感の低さ等を反映した行動と推察され、直観的な感覚にも適合する結果となっている。また、図-9(c)(d)の左端側中央部に滞在確率が高い区域が確認できる。当該箇所には横断歩道が位置しており、交差前の「溜まり行動」を表現している可能性が考えられる。撮影動画においても、歩道の横断勾配を回避し、平坦な位置での待ち行動が確認されている。今後、更なる検証等を進めたい。

本稿では未整理であるが「自転車と歩行者が同時に通行している場面」と「サイクリストのみが走行している場面」等での軌跡選択傾向の違いや時間帯別等の条件も加えた分析を進めることで、AI を用いた人流解析結果を通した空間特性の可視化等を継続的に進めたい。

5. おわりに

(1) 検討成果

本稿では、歩道空間を撮影した動画に AI を適用することで、通行者を「歩行者」と「サイクリスト (3 区分)」に分けた検出を可能とした。また、物体追跡と幾何変換により基準化された軌跡情報としてデジタル化された情報を用いて歩道空間上の通行者の挙動を指標化し、考察を行った。これにより、都市内空間のうちビデオによる撮影が可能な範囲程度の空間（本論では歩道空間内）

における人流のビッグデータ化と活用の可能性を確認したものと考える。

2章に概要を整理した本稿での開発技術は、人流の重なり等による影響を除却する方向で検討を進めたものであるが、ID付与の取り違え等の排除には至らなかった。

継続的な検証と改善を進めつつ、現時点のデータも確率分布として通行位置を表現することで、仮に軌跡化の段階で取り違え等が発生し、軌跡情報の精度が低下している場合でも、地点毎（本論では 10cm メッシュ単位）の通行・滞在特性の表現可能性があることを確認した。

また、幾何変換により位置情報を基準化し、歩行者と自転車の速度差等の定量的な分析や表現を可能とした。

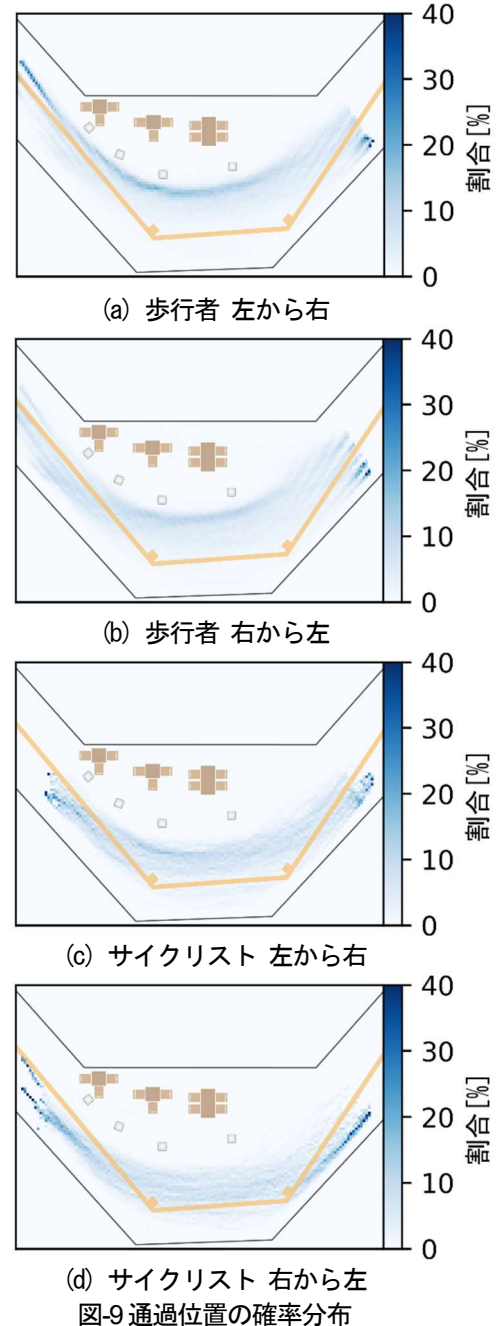


図-9 通過位置の確率分布

(2) 課題と今後の展望

作業過程に確認された課題の適宜検証や、分析結果と実データとの比較検証は、実務適用に向けての必達事項

と捉え、改善対応を継続する。

歩行者とサイクリストの距離や速度差、加速度等の分析は、今後のウォークブルタウン推進時の歩行者とサイクリストの共存やすみ分け検討の基礎情報となるものと考えられる。特にチャイルドシート付自転車は、いわゆる「電動アシスト自転車」である可能性が高い。非力な運転者でも簡単に加速可能な性能を有しており、利便性だけでなく歩行者の安全性確保等の観点からも、その挙動解析の重要度は高いと捉え、検出精度の向上や対象の細分化等を進めたい。また、まちづくりにおいては、安全性確保に加え、賑わいの把握や創出につながる取組も重要と認識している。都市空間における活動とサイクリストの挙動の関係性に関する先行研究²⁾等も参考に、都市活動の指標化等、人流の基礎情報化の研究を継続する。

付随して、AI解析による人流データの活用に係る仮説として「人流上の通行・滞在特性は、都市空間側から通行者にメッセージを与えた結果が顕在化したものである」の観点からデータ化と活用の検討を進めたい。人流が効率的にデジタルデータ化され、その特徴分析から実空間の評価や改善等へのフィードバックが効率化されることで、よりよい社会の実現に寄与できると考える。

謝辞：本研究で活用したビデオデータは、武蔵野市都市整備部まちづくり推進課の全面的なご協力により撮影したものです。ここに記し、謝意を表します。

参考文献

- 1) 国土交通省：ストリートデザインガイドライン ver2.0, 2021.
- 2) 国土交通省：まちなかの居心地の良さを測る指標(案), 2020.
- 3) 国土交通省：まちの活性化を測る歩行者量調査のガイドライン(ver1.1), 2019.
- 4) 「東京都による繁華街の混雑状況の取組」や「滋賀県愛荘町の観光流動調査の取組」
<https://www.seisakukikaku.metro.tokyo.lg.jp/cross-efforts/corona/people-flow-analysis.html> (2022/12/30)
<https://www.town.aisho.shiga.jp/soshiki/mirai/examination/5948.html> (2023/3/10)
- 5) 今井龍一, 山本雄平, 姜文淵, 神谷大介, 中原匡哉, 安藤祐輝：頭部に着目した歩行者交通量調査に関する研究, 土木学会論文集F3, 2022年78巻2号, pp.82-92, 2022.
- 6) J.Heikkila, O.Silven : A real-time system for monitoring of cyclists and pedestrians, Proceedings Second IEEE Workshop on Visual Surveillance (VS99), 1999

- 7) Y-Yi. Wu, C-ming Tsai : Pedestrian, bike, motorcycle, and vehicle classification via deep learning: Deep belief network and small training set, IEEE 2016 International Conference on Applied System Innovation.
- 8) S. D. Khan : Estimating Speeds and Directions of Pedestrians in Real-Time Videos: A solution to Road- Safety Problem, CEUR Workshop The Challenge of Ageing Society Session2, 2013
- 9) F. Madrigal, J.-B. Hayet, F. Lerasle : Intention-Aware Multiple Pedestrian Tracking, 2014 22nd International Conference on Pattern Recognition, 2014
- 10) 高森真紀子, 大久保順一, 藤井純一郎 : 都市空間での人流解析における深層学習の応用, AI・データサイエンス論文集, 2巻J2号, pp.113-120, 2021.
- 11) 吉田龍人, 堀井大輔, 菊池恵和, 高森真紀子, 高森秀司 : 動画のAI解析による歩行者と自転車を区分した人流調査, 第66回土木計画学研究発表会講演集
- 12) 国土交通省の PLATEU での実証実験
[https://www.mlit.go.jp/plateau/use-case/uc20-002/\(2022/12/30\)](https://www.mlit.go.jp/plateau/use-case/uc20-002/(2022/12/30))
- 13) P. Dendorfer, A. Osep, A. Milan, K. Schindler, D. Cremers, I. Reid, S. Roth, and L. Leal-Taixe: Motchallenge: A benchmark for single-camera multiple target tracking, IJCV, vol. 129, no. 4, pp.845-881, 2021.
- 14) Intel OpenVino TOOLKIT : person-detection-0101, 2021, https://docs.openvino.ai/2020.4/omz_models_intel_person_detection_0101_description_person_detection_0101.html, (2022/09/26).
- 15) W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C.Y. Fu, and A.C. Berg : SSD:Single Shot MultiBox Detector, arXiv:1515.02325, 2016.
- 16) J.C. Nascimento, A.J. Abrantes, and J.S. Marques: An algorithm for centroid-based tracking of moving object, 1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing., 1999.
- 17) H. Wang, H. Du, Y. Zhao, and J. Yan : A Comprehensive Overview of Person Re-Identification Approaches., IEEE Access, Vol.8, pp. 45556-45583, 2020.
- 18) Y.Zhang, P.Sun, Y.Jiang, D.Yu, F.Weng, Z.Yuan, P.Luo, W.Liu, and X.Wang, ByteTrack: Multi-Object Tracking by Associating Every Detection Box, arXiv:2110.06864, 2021.
- 19) Q.T.Luong, O.D.Faugeras: The Fundamental matrix: theory, algorithms, and stability analysis, International Journal of Computer Vision, vol.17, no.1,p.3,1996.
- 20) 山中英生 : 交錯指標による自転車・歩行者混合交通のサービスレベル評価方法と分離必要度の分析, 土木学会論文集D3, 68巻1号, pp.49-58, 2012.
- 21) 菊池嵐, 末繁雄一, 高柳英明, 杉町敏之, 宮地英生 : 路上滞留空間と滞留者アクティビティが自転車流動速度に及ぼす影響, 日本建築学会技術報告集, 第28巻 第70号, pp.1477-1481, 2022

(Received December 31, 2022)

(Accepted February 28, 2023)

A Study on the Potential of Understanding Pedestrian Space Characteristics Through Analysis Results of Human Flow by AI

Shuji TAKAMORI, Ryuto YOSHIDA, Daisuke HORII, Yoshikazu KIKUCHI and Junichi OOKUBO

In recent years, efforts have been made to create interaction and staying spaces in urban areas, and there is an increasing demand for behavioral observation in urban spaces. This paper reports on the development of technology that digitizes pedestrians and cyclists (divided into three categories by vehicle type) in pedestrian spaces from video footage using image recognition technology with AI, building on previous research that automated pedestrian traffic surveys. Based on the digitized results, we converted them into multiple indicators such as speed and stay probability, and considered the possibility of feedback to real-world issues from the characteristics of pedestrian traffic in pedestrian spaces.