

都市空間での人流解析における深層学習の応用

高森 真紀子¹・大久保 順一²・藤井 純一郎³

¹正会員 八千代エンジニアリング株式会社 社会計画部 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋五丁目 20-8)

E-mail: mk-takamori@yachiyo-eng.co.jp (Corresponding Author)

²非会員 八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋五丁目 20-8)

E-mail: jn-okubo@yachiyo-eng.co.jp

³正会員 八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋五丁目 20-8)

E-mail: jn-fujii@yachiyo-eng.co.jp

公共空間利活用によるまちづくりが注目される中、都市空間における行動観測のニーズが高まっているが、その解析作業は計測員によるビデオ観測や目視記録に依存しており、膨大な労力を要する。本研究は、歩行者の流動をより簡便、短時間で解析可能とすることを目指し、深層学習による物体検出技術と物体追跡技術を応用し、特に屋外の都市空間を想定した人流解析技術を低コストで開発したものである。

三鷹駅北口地域での社会実験におけるビデオデータと人手による人流解析結果をもとに、実務での活用を想定した「メッシュ」や「丸め閾値」プログラムを設定し、AI解析における精度を検証した。結果、人手調査の1/4の解析時間で人流の傾向を概ね正確に把握でき、活用可能性が見いだされるとともに、カメラ設置方法や映像のゆがみ補正の必要性など、実務で活用するための課題を明らかにした。

Key Words: Pedestrian Flow Analysis, Active Usage of Public Space, Video Survey, Deep Learning

1. はじめに

道路等の公共空間利活用を基軸にしたまちづくりが注目されている。2020年3月には、これまでの国内外での多様な取組み事例をベースに国土交通省都市局・道路局より「ストリートデザインガイドライン ver1.0」が示されたところ(2021年5月現在、ver2.0が公開)であり、「人中心のストリートへの転換」は新たな都市政策の重要課題となっている。また、本ガイドラインと合わせて「まちなかの居心地の良さを測る指標(案)」が公開された。これにより、まちにおける人々の行動を計測し、その質や多様性を評価する試行が始まったところである。

一方、まちの活性化を定量的に評価するデータの一つに歩行者量がある。歩行者量は、従来は人手によるカウント調査が主流であり、コスト的な制約から調査日や地点数が限定されることが課題であったが、GPSデータ、携帯電話の位置情報データ、wi-fiデータ、レーザーカウンターなどのセンサー技術、カメラ画像を活用した計測方法等の新技術が開発され、より安定的・大量にデータを取得することが可能となってきた¹⁾。

本研究で対象とする三鷹駅北口地域では、公共空間利活用によるまちづくりを目的に、2020年10月15日から

11月30日の45日間において「三鷹駅北口パブリックスペース利活用社会実験」として歩道上にカフェセットを設置し、街なかでの休憩や、コロナ禍における沿道飲食店を利用しやすい環境づくりに取組んだ。調査分析にあたっては、アンケート調査や各カフェセットの利用状況調査により取組みの効果を計測したほか、占用物件(カフェセット)による歩行者・自転車通行への影響を確認するため、ビデオ調査により利用が集中する時間帯の歩道の歩行者・自転車通行量や通行位置・流動の把握を行った。このビデオ調査の解析作業は、計測員がビデオデータをコマ送り再生しながら、目視により個別に通行者の通行位置を記録していくものであり、膨大な手間と時間がかかることが課題となった。

一方、近年、深層学習の登場によりAIの計算能力が飛躍的に向上し、音声・画像解析等の技術の進化と実社会への応用が展開されている。上述した人流解析の分野においては、深層学習による物体検出・物体追跡技術が大きな成果をあげている。

本研究は、ビデオ調査データによる人流解析に深層学習を応用することにより、歩行者の流動を自動で解析できる技術として実装することで、より簡便、短時間の解析を可能とすることを目指したものである。

2. 既往研究と本研究の位置づけ

(1) 人流解析の要素技術に関する既往研究

人流解析技術については星野ら²⁾に示されるように、自動ドア、監視カメラ、人感センサーなど多彩な機器を用いて、人物の動きをとらえるという方法が主流となっている。この中で特にレーザーの利用が一般的で、高い位置にレーザー機器を設置することにより、人の交差（オクルージョン）を発生させないようにして、絶え間なく動きをトラッキングすることで実現されている。ただし調査のために専用機器を設置する必要があることが課題である。

一方カメラ画像を用いて人流解析を行う場合の基礎的な技術の研究は Wang³⁾に示されるように 2010 年代から活発となり成果を上げている。近年の SmartCity における取組みのように、大規模に人流を解析していくシステムとして、専用機器を使わないことによりコストを低減させる方向での技術開発が進んでいる。汎用機器からの解析技術では Re-Identification が有効である。

Re-Identification は wang³⁾に述べられているように深層学習を応用した、人の検出および人の画像のベクター化及びベクターの照合から成る技術である。これによりある画像に写る人物と別の画像に写る人物が同一人物であるかを、個人を特定できる情報なしに判定できる。

また、人流解析に類似した事例として、AI 交通量調査の研究がある。大久保らが開発した TRAVIC⁴⁾は、クラス別に車両を検出する技術と検出した車両をフレームごとに追跡する技術によって、車両のカウントを可能とした。この研究の特徴として、汎用ビデオカメラを地上 100cm 程度の位置に設置する仕様としており、設置コストの低減にも成功している。

(2) 都市空間における人流解析に関する既往の取組み

都市空間における人の流れを解析する技術としては、携帯電話の位置情報等のビッグデータから推計する方法が主流となってきているが、これは個別の歩道空間における通行位置のような小範囲の解析には適さない。一方、センサーやレーザーによる計測は、主に歩行者量の計測技術として用いられており、屋外である都市空間において流動解析に適用している例は少ない。カメラ画像から歩行者量を計測する技術は、比較的高い精度が確保でき、人手計測の代替手法になりうる事が確認されている¹⁾が、通行者同士の錯そうや滞留行動の状況などは、人による画像の確認により個別に把握している状況と考えられる。

屋内空間においては、大規模商業施設や空港などで、リアルタイムの人流を把握する技術として画像解析を用い、混雑状況の把握やマーケティングへの活用などを行

っている例があるが、これらの技術を都市空間に応用している例はみられない。

道路空間デザインにおいて、整備前後の通行動線の把握を行っている例としては大分昭和通り・交差点四隅広場などがある⁵⁾が、これは調査員による個別計測を行っている。公共空間利活用における滞留者の行動観察などについても、多くの調査員を配置し観測を行っているのが現状である。総じてコスト面、人的資源等での課題があり、また、深層学習の応用は進んでいない。

(3) 本研究の位置づけ

本研究は、人流解析への深層学習の応用について、実践的研究が進んでいない都市空間において試行したところに特徴がある。まちの活性化に寄与する都市空間のにぎわいや居心地の良さを分析するためには、空間の変化によって人の行動がどう変化するかを調査し、評価する必要がある。全国で道路等の公共空間利活用の社会実験や実践が進んでいるが、十分にその効果検証がされているとは言い難い理由の一つに、行動調査にかかる手間と時間が膨大であることが挙げられる。簡易にデータ収集・分析が可能な位置情報ビッグデータは、人流の変化の大局はつかめるが、継続的に情報収集をするには費用が高額であり、これらの施策の実施主体となる自治体や商店会などには負担が大きいことが課題となる。

ビデオ調査はカメラを設置できる箇所を確保できれば、多くの調査員を要することなく、比較的容易に実施可能である。このデータを活用し、深層学習技術により基礎的な人流データを出力することは、都市空間における行動調査・解析手法として極めて大きいニーズがある。

そこで本研究では、TRAVIC⁴⁾のアルゴリズムを人流解析に対応させるため Re-Identification の技術を適用し、都市空間のビデオデータに深層学習を応用した人流解析技術の開発を行い、その活用可能性と課題を整理した。

3. 本研究の提案手法

(1) 技術的枠組みの検討

本研究では TRAVIC⁴⁾の車両カウント手法をベースとして、人と車両の移動特性の違いを考慮した解析アルゴリズムを実装した。TRAVIC の車両カウントアルゴリズムは「物体検出」「物体追跡」の 2 段階と、その結果の集計・可視化から構成される。「物体検出」では動画のフレームごとに深層学習モデルによる車両の検出を行う。深層学習モデルは処理速度と検出精度を両立した SSD⁶⁾を採用し、検出結果は BoundingBox と呼ばれる画像内の座標で出力される。「物体追跡」では各フレームで出力された BoundingBox のデータを基に、フレーム間で同一車両の追跡を行う。TRAVIC では車両が必ず一定以上の

間隔で一定の方向に動くため、検出された Bounding Box の重心座標のセントロイドトラッキング⁷⁾により車両追跡を実現した。

本研究では、対象を車両から人に変更することに伴い、TRAVIC のアルゴリズムから下記 3 点を変更した。

a) 物体検出モデルの変更

TRAVIC では独自の車種別教師データセットで学習した SSD を利用していたが、人物検出は公開された教師データセットで実現できるため、一般に公開されている事前学習済みの SSD を利用することとした。

b) 物体追跡モデルの変更

人流解析では複数人がランダムな方向に動くことが想定されるため、セントロイドトラッキングだけではオクルージョンなどの影響で解析の精度が低下する恐れがある。セントロイドトラッキングでこれに対応するためには、複数フレームにわたって人物が検出されない例外状態を考慮し、複雑なアルゴリズムを作成する必要がある。そこで本研究では Bounding Box 座標位置の変化のみではなく、Bounding Box 内の画像特徴量の同一性を判定できる Re-Identification を用いた物体追跡モデルを採用した上で、TRAVIC で実装した方向判定アルゴリズムを付加した。Re-Identification においても一般に公開されている事前学習済みモデルを活用することが可能である。

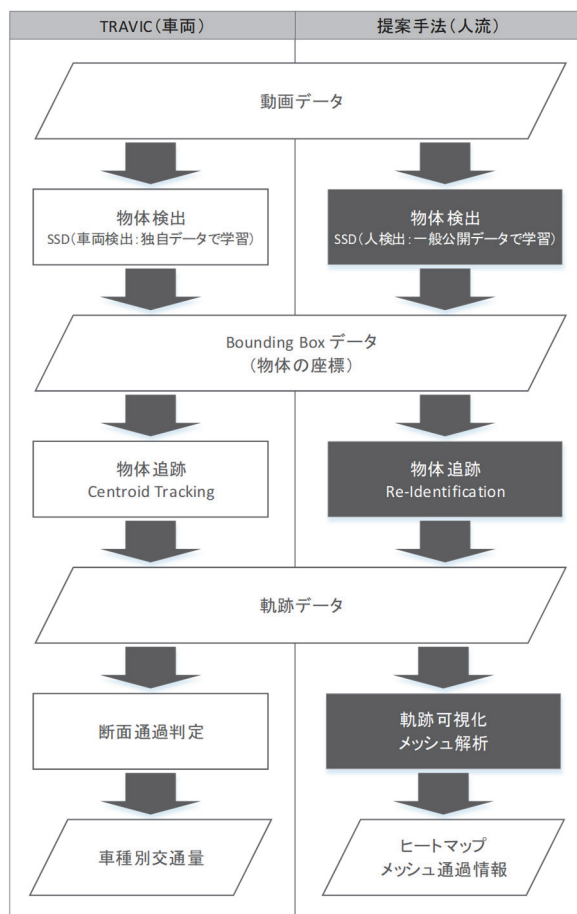


図-1 解析フロー (白抜きが TRAVIC からの変更点)

c) 軌跡出力・メッシュ解析機能の追加

Re-Identification で追跡した人物の軌跡を画面描画する機能、およびそれらを画面上で設定したメッシュ別の通過情報として出力することとした。

(2) システムの構築

提案手法は、Intel 社製ソフトウェア開発キット OpenVino を利用して実装した。物体検出、物体追跡の事前学習済みモデルは、それぞれ OpenVino 用に公開されている「person-detection-0101」「person-reidentification-retail-0267」を採用した。

解析フローを図-1 に示す。①動画から 1 フレームを取得して、トラッキングした人物の外枠の下部中央をその人物の通行位置として記録する。②次のフレームで同様に人物の通行位置を記録して、前のフレームと照合を行う。この際に、セントロイドトラッキングでは人の位置の Bounding Box の移動量だけで判断するが、Re-Identification では Bounding Box 内の特徴量で照合を行う。この時の特徴量情報はベクター化されているので、個人情報と結びつくことはない。このようなプロセスを続けることによって、人の位置のフレーム毎の情報が得られる。③フレーム毎の位置情報を次に、解析用メッシュとのマッチング処理を行い、どの人物がどの解析用メッシュに滞在したか(滞在開始時間、終了時間)の情報を得る。

本システムにより、表-1 のデータを出力するものとした。また、人物トラッキング及びメッシュ解析のイメージを図-2、出力するデータのイメージを表-2 に示す。

表-1 出力データ

・人物 ID
・ ID ごとの各人物の通行軌跡
・通行軌跡の積み上げとしてのヒートマップ
・画像内に任意に設定したメッシュの通過情報
①各 ID が通過したメッシュ番号の通過順
②各メッシュに入った時間 (in) 及び出た時間 (out)
③メッシュ設定区間の通過時間

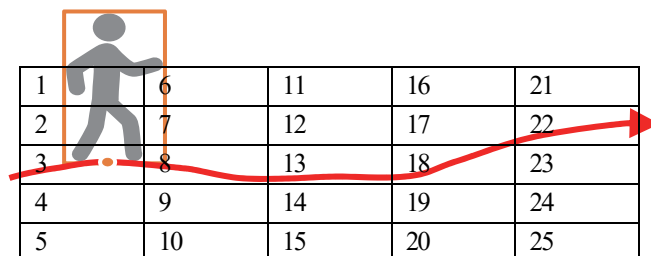


図-2 人物トラッキング及びメッシュ解析イメージ

表-2 出力データイメージ

ID	M1	in1	out1	M2	in2	out2	M3	in3	out3	...
1	3	0:00	0:04	8	0:04	0:06	13	0:06	0:09	...

図-2 及び表-2 のイメージでは、メッシュ 3→メッシュ 8→メッシュ 13 と移動しているが、深層学習による解析ではデータ粒度が人手による調査に比較して非常に細かい（1/60 秒）ため、メッシュ境界上を歩く人の場合に 2 つのメッシュの間を短時間の内に揺れ動くようなデータとなることがある。これを解消するため、一定フレーム数以下の滞在データは抽出しないよう「データ丸め閾値」を使うことで、実態に近い形に正規化した値として解析精度を高めた。丸め閾値は「10・15・20・30」フレームで検証し、滞在した総メッシュ数が人手による調査結果に近く、最も高い精度で状況を表現できた 20 フレームを採用した。

4. 実証実験

(1) 人手による調査の概要

実証実験は、三鷹駅北口における 2020 年度の社会実験における期間外と期間中の状況を観測したビデオデータを活用して行った。この社会実験では、図-3 のようにビデオ撮影した歩道空間を 25 メッシュに分割し、人手による動画の確認により、通過したメッシュを観測した。調査概要を表-3 に示す。

(2) 提案手法による解析（AI 解析）

構築したシステムを用いて出力したヒートマップを図-4、図-5 に示す。なお、10 分の解析に要する時間は 30 分程度であり、人手の 4 倍の効率で作業を行うことが可能である。

軌跡を重ねたヒートマップを視認する範囲では、概ね歩行空間内での移動を捉えられているものと考えられる。ただし、図-5 では、期間中の「メッシュ番号 15」に設置したカラーコーン周辺で誤認識と想定される動線も確認される。

なお、人手作業の解析では、各メッシュを最小空間粒度とした位置情報データとなるが、AI 解析ではピクセル単位での位置情報として把握可能な点が特徴的である。

表-3 調査概要

撮影日時	2020.10.14 17:00～17:10（社会実験期間外） 2020.10.28 17:00～17:10（社会実験期間中）
撮影場所	武蔵野市 三鷹駅北口付近 （中央大通り西側 京樽前歩道）
観測内容	・歩行者・自転車の方向別通行者数 ・通行者別通行位置（25 メッシュ） ※社会実験期間中はメッシュ番号 15 にカフェセット及びカラーコーンを設置 ・調査区間に入った時間（in），出た時間（out）
解析時間	10 分の解析に約 120 分程度 （通行者 1 名あたり 1 分程度を要す）

(3) 精度の評価

a) 通行人数

通行人数の集計結果を表-4 に示す。

なお、AI 解析では歩行者と自転車の区別はなく人物を認識しているため、全通行者の合計として評価した。

メッシュ内を通行した人数として認識された ID の数は、期間外で非常に高い精度（102%）を確保したが、期間中はやや精度が落ちた（114%）。

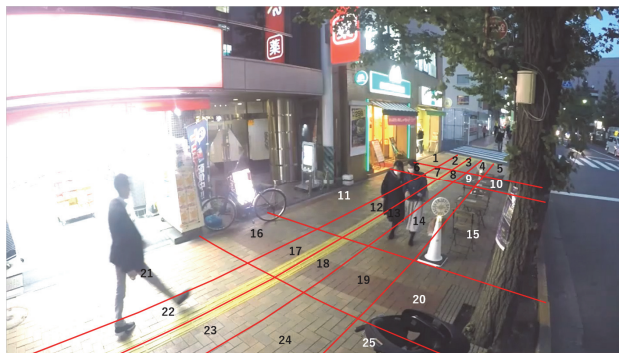


図-3 調査箇所の状況及びメッシュ設定

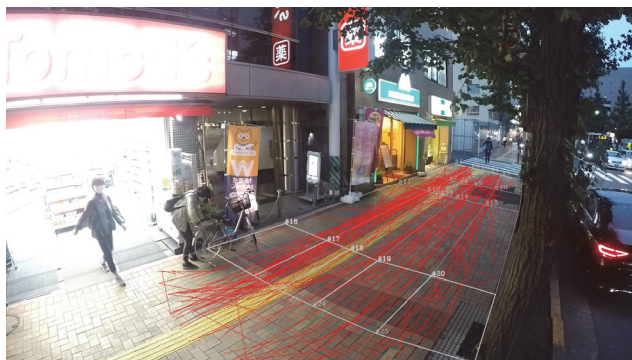


図-4 ヒートマップ（社会実験期間外）

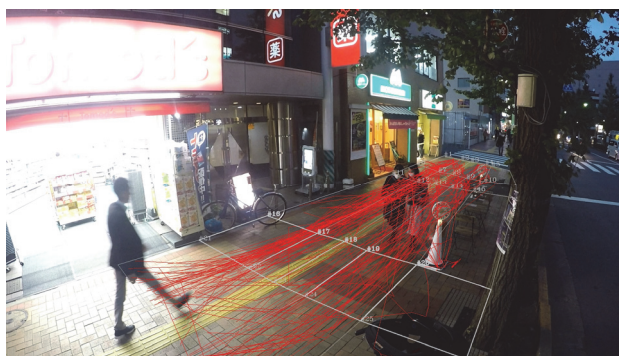


図-5 ヒートマップ（社会実験期間中）

表-4 総通行人数の比較

項目	人手解析		AI 解析	
	期間外	期間中	期間外	期間中
通行人数（人）	125	133	128	152
歩行者数（人）	108	124	—	
自転車数（人）	17	9		
精度（%）			102%	114%

b) 方向別通行人数

方向別通行人数の集計結果を表-5に示す。

方向別の通行人数では、平均 86%の精度となった。総じて人手解析よりも AI 解析の方が人数が少なくなっており、特に南向きでその傾向が強い。歩道の奥側（北側）では認識する人物サイズが小さくなるうえに、圧縮効果による遠近感の欠如により、通行人同士の距離が分からなくなること、複数を同一人物と判定している可能性が高い。解析の途中段階で分化して新たに認識された人物は、方向を特定できない ID として解析から除外されてしまうため、方向別通行者数の合計が総通行者数と合致しない現象が発生する。

表-5 方向別通行人数の比較

項目	人手解析		AI 解析	
	期間外	期間中	期間外	期間中
北向き（人） （奥側方向）	65	67	61	58
	精度（%）		94%	87%
南向き（人） （手前側方向）	60	66	48	54
	精度（%）		80%	82%
方向不明（人）	—		20	41
	平均精度（%）		86%	

※1 つのメッシュも記録されなかった（丸め閾値で除外された）方向付き ID があるため、総通行人数と方向別通行人数は一致しない

c) 通過時間

通過時間の集計結果を表-6に示す。

通過時間では平均 78%程度の精度となり、人手解析より短い通過時間となった。オクルージョンの発生により一つの ID が通行中に途切れて別の ID となっていることや、歩道の奥側で人物サイズが小さすぎて認識の対象になっていない状況が発生していることから、一人あたりの認識時間が短くなっていると考えられる。

表-6 通過時間の比較

項目	人手解析		AI 解析	
	期間外	期間中	期間外	期間中
平均通過時間（秒）	13	12	10	9
歩行者平均（秒）	13	12	—	
自転車平均（秒）	8	11		
	精度（%）		77%	79%

d) メッシュ通過割合

表-4、表-5 で示した各通過者のうち、何%が各メッシュを通過しているかを示したものが表-8（期間外）、表-9（期間中）である。

歩行者全体として通行位置は分散しているが、北向きに通行する人は歩道中央より店舗側を、南向きに通行する人は車道側を通行する傾向にあることが人手解析、AI 解析双方で確認され、AI 解析による動線変化の読み取りは、一定の妥当性があることが確認できる。

また、社会実験の期間外と期間中の変化を見ると、北向きでは、カフェ設置を設置している期間中（表-9）の方が期間外（表-8）と比較してより店舗側（メッシュ番号 1, 6, 11, 16, 21）のラインを通行する傾向（人手解析）が、AI 解析結果でも示されており、北向きの挙動の把握は一定の説明力を有しているものと評価できる。

他方、南向きは、期間外（表-8）は一定程度当てはまりものの、期間中（表-9）は、車道側手前の区域（メッシュ番号 14, 19, 24）での誤差が大きい結果となった。誤差の符号の分布を見ると、（－マイナス）は、人通りの多い縦のライン（北向きは店舗側、南向きは車道側）の他、画面の奥側（北側）で多い傾向があり、上述のとおり、解析対象となる「ヒトの小ささ」が誤認識の原因となっていることが想定される。

特徴的な誤差として、メッシュ番号 14 は、期間外・期間中を通して最大誤差（期間中で 41%のズレ）を示している。これは、社会実験期間中のメッシュ 15 にはカフェセットが設置されるとともに、14 と 15 の間にカラーコーンが設置されており、これを人と誤認識してトラッキングすることによりメッシュ 14 の割合が高めに外出していることが原因と考えられる。

また、カフェセットによって歩行空間が狭まったことにより、歩道側のメッシュ境界線上を通行している人の頻度が高まったことで、人手解析との認識誤差に影響した可能性もある。

e) 一人当たりのメッシュ通過数

今回の社会実験において、一部例外はあるが、多くは実験で設定したメッシュ空間を一方通行で通過していた。この場合、一般的には 5～6 程度のメッシュを通行することになると考えられる。表-7 より平均メッシュ通過数を見ると、人手解析、AI 解析それぞれ 5～6 の間となっており適正であるが、標準偏差を見ると AI 解析ではばらつきが非常に大きいことがわかる。

つまり、AI 解析では、ある ID について、対象メッシュ区間の端から端までの通過行動として把握できておらず、取り違いによる区間途中での消滅や（メッシュ通過数減少）、逆に他の軌跡との融合による長期滞在（増加）として捉えていることとなる。

今回のビデオ解析においては、Re-Identification の強みである人物の特徴量によるマッチングは、人流解析の実装に至るには、まだ十分に機能していないと考えられる。

表-7 一人当たりのメッシュ通過数

項目	人手解析		AI 解析	
	期間外	期間中	期間外	期間中
平均メッシュ通過数	5.69	5.29	5.45	5.14
標準偏差 σ	1.04	0.97	3.10	3.08

表-8 通行位置メッシュの比較（社会実験期間外）

人手解析						AI解析					AI解析－人手解析					誤差絶対値				
全体	全体－人手			σ	平均	全体－AI			σ	平均	全体誤差			σ	平均	全体誤差絶対値			σ	平均
				0.07	23%				0.09	22%				0.06	-1%				0.03	5%
	28%	27%	17%	34%	19%	23%	18%	13%	29%	15%	-5%	-9%	-4%	-5%	-4%	5%	9%	4%	5%	4%
	31%	22%	19%	27%	11%	30%	17%	12%	30%	8%	-2%	-4%	-7%	2%	-3%	2%	4%	7%	2%	3%
	33%	24%	18%	33%	12%	33%	33%	23%	46%	17%	0%	9%	4%	13%	5%	0%	9%	4%	13%	5%
	21%	29%	18%	26%	13%	16%	24%	16%	25%	16%	-4%	-5%	-2%	-1%	4%	4%	5%	2%	1%	4%
	30%	24%	16%	26%	10%	19%	29%	10%	33%	13%	-11%	5%	-6%	7%	2%	11%	5%	6%	7%	2%
北向き	北向き－人手			σ	平均	北向き－AI			σ	平均	北向き誤差			σ	平均	北向き誤差絶対値			σ	平均
				0.18	23%				0.15	23%				0.10	0%				0.06	8%
	51%	38%	12%	9%	5%	31%	18%	11%	8%	3%	-20%	-20%	-1%	-1%	-1%	20%	20%	1%	1%	1%
	51%	35%	17%	8%	2%	46%	25%	11%	11%	2%	-5%	-11%	-5%	4%	0%	5%	11%	5%	4%	0%
	55%	38%	15%	12%	2%	51%	56%	31%	28%	10%	-5%	17%	16%	16%	8%	5%	17%	16%	16%	8%
	38%	43%	12%	9%	2%	30%	43%	20%	16%	8%	-9%	0%	7%	7%	7%	9%	0%	7%	7%	7%
48%	34%	18%	9%	3%	30%	46%	16%	21%	5%	-18%	12%	-2%	12%	2%	18%	12%	2%	12%	2%	
南向き	南向き－人手			σ	平均	南向き－AI			σ	平均	南向き誤差			σ	平均	南向き誤差絶対値			σ	平均
				0.16	23%				0.19	25%				0.09	2%				0.05	7%
	3%	15%	22%	62%	35%	17%	10%	13%	50%	33%	13%	-5%	-9%	-12%	-2%	13%	5%	9%	12%	2%
	10%	7%	22%	48%	22%	15%	6%	8%	52%	19%	5%	0%	-13%	4%	-3%	5%	0%	13%	4%	3%
	8%	8%	22%	55%	23%	13%	13%	17%	79%	33%	4%	4%	-5%	24%	10%	4%	4%	5%	24%	10%
	2%	13%	23%	43%	25%	6%	10%	17%	46%	33%	5%	-3%	-7%	3%	8%	5%	3%	7%	3%	8%
10%	13%	13%	43%	18%	10%	19%	6%	60%	27%	0%	5%	-7%	17%	9%	0%	5%	7%	17%	9%	

表-9 通行位置メッシュの比較（社会実験期間中）

人手解析						AI解析						AI解析－人手解析						誤差絶対値						
全体	全体－人手				σ	平均	全体－AI				σ	平均	全体誤差				σ	平均	全体誤差絶対値				σ	平均
					0.13	21%					0.13	21%					0.09	-1%					0.05	7%
	40%	18%	23%	26%	14%	38%	18%	17%	11%	8%	-2%	0%	-5%	-14%	-6%	2%	0%	5%	14%	6%				
	40%	14%	29%	19%	0%	26%	14%	17%	19%	1%	-14%	0%	-11%	0%	1%	14%	0%	11%	0%	1%				
	46%	21%	27%	24%	1%	39%	38%	31%	45%	9%	-6%	17%	4%	21%	8%	6%	17%	4%	21%	8%				
	38%	14%	17%	28%	1%	29%	18%	13%	34%	3%	-9%	4%	-5%	6%	2%	9%	4%	5%	6%	2%				
	36%	13%	17%	24%	0%	27%	17%	8%	33%	1%	-9%	4%	-9%	9%	1%	9%	4%	9%	9%	1%				
北向き	北向き－人手				σ	平均	北向き－AI				σ	平均	北向き誤差				σ	平均	北向き誤差絶対値				σ	平均
					0.26	21%					0.20	25%					0.15	3%					0.10	11%
	73%	19%	9%	7%	3%	40%	17%	9%	5%	2%	-33%	-2%	0%	-2%	-1%	33%	2%	0%	2%	1%				
	73%	16%	10%	3%	0%	40%	17%	9%	10%	0%	-33%	1%	-2%	7%	0%	33%	1%	2%	7%	0%				
	81%	25%	7%	7%	1%	72%	57%	21%	31%	12%	-8%	32%	13%	24%	11%	8%	32%	13%	24%	11%				
	70%	15%	4%	9%	1%	62%	36%	17%	24%	5%	-8%	21%	13%	15%	4%	8%	21%	13%	15%	4%				
	61%	22%	6%	6%	0%	59%	34%	10%	22%	2%	-3%	12%	4%	16%	2%	3%	12%	4%	16%	2%				
南向き	南向き－人手				σ	平均	南向き－AI				σ	平均	南向き誤差				σ	平均	南向き誤差絶対値				σ	平均
					0.17	21%					0.21	24%					0.17	3%					0.11	13%
	6%	17%	36%	44%	26%	33%	19%	19%	9%	7%	27%	2%	-18%	-35%	-18%	27%	2%	18%	35%	18%				
	6%	12%	47%	35%	0%	20%	13%	24%	26%	4%	14%	1%	-23%	-9%	4%	14%	1%	23%	9%	4%				
	11%	17%	47%	41%	0%	20%	35%	50%	81%	9%	10%	19%	3%	41%	9%	10%	19%	3%	41%	9%				
	6%	14%	30%	47%	0%	15%	13%	17%	70%	2%	9%	-1%	-14%	23%	2%	9%	1%	14%	23%	2%				
	11%	3%	27%	42%	0%	13%	9%	11%	69%	0%	2%	6%	-16%	26%	0%	2%	6%	16%	26%	0%				

通行位置番号

1	2	3	4	5
6	7	8	9	10
11	12	13	14	15
16	17	18	19	20
21	22	23	24	25

5. 結論

(1) 検討成果

本研究では、既存の物体検出手法の SSD と物体追跡手法の Re-Identification を活用し、都市空間における人流を簡易に検証できる深層学習システムを開発した。データ丸め補正により人手による実際の計測状況に近づけるとともに、メッシュ設定により都市空間の特徴に応じた解析を可能とすることなどにより、実務的に使いやすいシステムを構築することができた。

実証実験の結果、検証項目によって一部分な精度を確保できないものもあったが、人流の傾向を概ね正確に把握できており、活用可能性のあるツールの開発に向けた第一歩としては十分な成果と考える。

人手解析と比較した AI 解析適用のメリットとして、第一には解析に要する時間短縮効果がある。本研究では約 1/4 に時間短縮できることが確認されているが、そもそも解析中の作業人員の張り付きが不要であることを考えれば、ビデオ設置を行うことで複数箇所・長時間の人流解析が可能となることは、コストを障壁として進めにくかった人流解析・調査における光明となりうる。

また、ヒートマップのような形式で人手によって動線を図上表現を試みる場合、線の一本一本が混ざり合ってしまう、後からビデオ画像と照らし合わせることは大変な困難を伴うが、本システムでは、各人物に ID が設定されることにより、個別の動線を取り出して再現することが可能である。例えば同時間帯に近接していた人のデータを抽出するといったプログラムを組み込むことで、効率的に錯その可能性を確認すること等も考えられる。

(2) 今後の課題

提案手法の AI 解析の有効な活用に当たっては、ビデオデータの画質も課題となると考えられる。

今回の社会実験では、最も通行者の多い夕方の時間を対象にビデオ撮影を行ったが、店舗の照明による白飛び等が影響した可能性がある。今後はより明るい時間帯のビデオデータでの検証を行う必要がある。

また、画角は単路部での撮影となったが、遠隔地の対象サイズの小ささによる画像認識精度への影響が確認されたことから、カメラの画角はなるべく歩道の動線方向に対して直行する形にセットし解析精度を担保することが望ましいと考えられる。また、併せてカメラの「画質・画素」についても検証要素となろう。

カメラ設置にあたり、上述の「動線方向に直交」とする場合、撮影可能な区間が狭まることが課題となる。実際の人流解析はより広範囲で行うことが現実的であり、実装に当たっては複数カメラで都市空間を捉えたうえで、人流解析を行う必要がある。

複数台カメラの人流データを合成する際に Re-Identification による人物のマッチングがどの程度成功するかは本実証実験では把握できておらず、別途検証が必要である。

また、人物のみをトラッキングするため、歩行者と自転車の分類ができていないことも課題である。調査区間の通過時間から各 ID の時速を割り出し、歩行者と自転車を判定することができれば、より詳細な解析が可能となる。

また、実務への適用にあたり、活用した動画データは、斜め上から人物の全体像を確認できる画角での人物認識を行っているため、解析結果を図面上で表現するためには、図面上の位置と画像上の位置を合致させるためのゆがみ補正が必要となる。そのためには、設定したメッシュをあらかじめ実際の道路空間上でマーキングして撮影するなどの事前対応が必要となる。解析結果のヒートマップのベクターデータを図面上で展開できれば、位置情報を持つ GIS を活用した集計なども可能となる。

(3) 本システムの活用可能性

今回の社会実験のように長期間で実施する場合、気温や天候、周辺でのイベント実施等の条件によって通行者や利用者の状況は大きく異なってくることが想定されるが、電源を確保し、データをリアルタイムで常時転送することにより期間全体の計測が可能となり、解析の幅が広がる。さらに、既存の防犯カメラなどのシステムも活用して通常時からの常時計測が可能となると、まちづくりにおける活用の幅が大きく広がるだろう。Re-Identification では複数台のカメラによる長い距離や街全体での解析などが技術的に可能であり、実務で活用可能なシステムの構築が期待される。

また、今回の実験では歩道上の通行量、通行位置と通過時間の検証のみであるが、任意のメッシュを設定できる特徴を活用し、例えば沿道店舗に入った人が道路上のカフェセットを利用した回数や、何かの仕掛けを用意した空間における滞留時間の変化なども計測可能であると考えられる。

このような技術の活用により、公共空間利活用による活性化への寄与をより定量的に計測できる可能性があり、地域関係者の参画推進や合意形成を図るツールとしての展開を図りたい。

謝辞：本研究に掲載した人手解析調査は、著者が武蔵野市都市整備部まちづくり推進課より業務委託を受けて 2020 年に実施したものです。AI 解析の実施にあたり、ビデオ調査データ及び人手解析結果の利用について快諾いただき、本研究を進めることができました。ここに謝意を表します。

参考文献

- 1) 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，2018
- 2) 星野，藤原，羽鳥，小町，近藤：人流解析技術を用いたビル内移動の最適化シミュレーション，日立評論，2018，<https://www.hitachihyeron.com/jp/archive/2010s/2018/02/02a03/index.html> 2021年7月7日確認
- 3) Hongbo WANG, Haomin Du, Yue Zhao, Jiming Yan : A Comprehensive Overview of Person Re-Identification Approaches., IEEE Access, 2020
- 4) 大久保，菅原，小篠，藤井：車種別交通量調査における物体追跡法の改良，土木学会データサイエンスシンポジウム，2020
- 5) 柴田久：大分昭和通り・交差点四隅広場のリボーンプロジェクト プロジェクトレポート，http://www.tec.fukuoka-u.ac.jp/te/labo/keikan/works/project/2018_rebom/project_rebom.htm 2021年7月7日確認
- 6) Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg: SSD:Single Shot MultiBox Detector, arXiv:1515.02325, 2016.
- 7) J.C.Nascimento, A.J.Abrantes, J.S.Marques: An algorithm for centroid-based tracking of moving object, IEEE, 1999.

(Received July 16, 2021)

(Accepted August 31, 2021)

PEDESTRIAN FLOW ANALYSIS IN PUBLIC SPACE USING DEEP LEARNING

Makiko TAKAMORI, Junichi OKUBO and Junichiro FUJII

As city vitalization through the utilization of public space is getting attention, the need for observation of human behavior in urban space is increasing. However, the analysis work relies on manual video observation, which requires an enormous amount of labor. In this study, we applied object detection and tracking technologies based on deep learning to develop a low-cost human flow analysis system, especially for outdoor urban spaces, which enables easy and fast analysis. Using the existing video data and human flow analysis data from the experiment in the Mitaka station area, we verified the analysis accuracy of the proposed method by setting "mesh" and "rounding threshold" for practical use in the developed system. As a result, we confirmed that the proposed method can grasp the trend of human flow in 1/4 of the analysis time of human survey. We also clarified issues for practical use, such as the method of camera installation and the necessity of image distortion correction.