ネットワークカメラによる人流データを活用した建物間の OD 交通量更新手法の構築及び同手法の活用法

山中　惇矢[1]・山本　俊行[2]・小林　栄介[3]・伴　和徳[4]

[1]学生会員　名古屋大学大学院　工学研究科（〒464-8603 愛知県名古屋市千種区不老町）
E-mail: Yamanaka.junya.v4@s.mail.nagoya-u.ac.jp (Corresponding Author)

[2]正会員　名古屋大学教授　未来材料・システム研究所（〒464-8603 愛知県名古屋市千種区不老町）
E-mail: yamamoto@civil.nagoya-u.ac.jp

[3]非会員　トヨタテクニカルディベロップメント（株）（〒470-0334 愛知県豊田市花本町井前 1 番地 9）
E-mail: eisuke.kobayashi@mail.toyota-td.jp

[4]正会員　トヨタテクニカルディベロップメント（株）（〒470-0334 愛知県豊田市花本町井前 1 番地 9）
E-mail: kazunori.ban@mail.toyota-td.jp

近年では，画像認識技術の向上により画像から人を検出し，人流を把握することが可能となっている．一方で全国道路・街路交通情勢調査の調査頻度は 5 年に 1 度であり，OD 交通量が次の調査まで更新されないため，OD 交通量を逆推定する手法などが実践されている．そこで，本研究は学内で過去に Web アンケート調査を実施した際の OD 交通量を，学内に設置したカメラから人を検出し，集計した人流データを用いて OD 交通量を現在の OD 交通量へと更新する手法を提案する．なお，道路上にカメラを設置しているため，あらゆる方向に人々が移動する．そのため，移動方向を考慮して人流データを集計することで，高精度に OD 交通量を更新することを実現した．さらに同手法を用いて，学外での OD 交通量更新を試み，例えば災害時における人の移動を把握し，避難誘導等へ応用したい．

Key Words: *pedestrian flow data, image recognition, OD traffic volume update, directional flow*

1. はじめに

人流把握には携帯電話のGPSデータや基地局データなどの活用が一般化してきた．近年では AI による深層学習を駆使した画像認識技術が向上しており，画像から人を検出する人流把握も注目されている．このような人流把握は国土交通省の PLATEAU 構築において [1]，積極的に検証や実証などが行われてきている．携帯電話の移動履歴データなどは，地下など複雑な地点においては誤差[2]や契約状況など実測値を把握するのは難しい一方，画像認識による人流カウントは認識精度を向上させることで正確に人流把握が可能なので汎用性や可能性を秘めている．例えば，国土交通省によって 5 年に 1 度行っている全国道路・街路交通情勢調査は調査員による観測が行われていたが，この方式が廃止され CCTV 画像を活用した AI 観測に切り替えられている [3]．一方で，同調査では 5 年に 1 度しか OD 交通量を把握できないため，様々な場面で OD 交通量を逆推定する手法が実践されている [4]．例えば，リンク交通量の真値とシミュレーション値の差の二乗和の最小化をし，OD 交通量を修正する手法 [5]や，構内に設置したレーザスキャナによる観測値と歩行者モデルを統合するために，パーティクルフィルタ法を用いてデータを同化する手法 [6]など広域や狭域で OD 交通量の更新が行われている．また，画像認識技術の向上から駅のホームと改札付近に計 4 台のカメラを設置して OD 交通量の推計が実践されている [7]．しかし国土交通省の CCTV カメラの精度報告 [8]によると，歩行者交通量の把握は精度が低いと報告されており，カメラによる歩行者交通量を用いた OD 交通量推計や更新の研究は少ない．加えて，人の移動方向の判別有無で OD 交通量推定に及ぼす影響を分析した事例はない．

そこで本研究では市販で入手しやすいネットワークカ

メラを名古屋大学学内の広範囲に計 10 台設置し，移動方向の有無を判別した地点毎の断面交通量を用いて，過去の OD 交通量を現在の OD 交通量に更新する手法を提案する．なお，本研究で使用する歩行者交通量に関しては，先行研究 [9]で既に精度の検証を実施しており，高精度の結果を得ている．さらに学外においても過去のパーソントリップ調査（以下，PT 調査）から得られる OD 交通量を，携帯電話の GPS データ（以下，MBD : mobile phone big data）から得られる断面交通量を用いて，OD 交通量を更新した．建物間やゾーン間など狭域や広域の範囲で実施し，同手法の汎用性を確立することで，将来的には全国で日々歩行者交通量の更新が可能となり，リアルタイムでの歩行者交通量を把握するだけでなく，まちの活性化を測る指標や各種施策を効率的に進める [10]などの活用の幅も期待ができる．

2. 研究の流れ

本研究は，学内における現在と過去の地点毎の歩行者の集計値を用いて，歩行者の OD 交通量を更新する．

図-1 に示すように手順 1 から手順 4 に分けて進めていく．手順 1 では，ネットワークカメラを用いて地点毎に通過する人数を集計する（以下，観測データ）．手順 2 では，過去の Web アンケートの集計データを基に過去の OD データを作成し，同データを軌跡データ化することで，各地点を通過する人数を集計する（以下，過去データ）．手順 3 では，観測データと過去データの地点毎の通過人数を比較して，過去の OD 交通量を現在の OD 交通量へと更新する．また，同手法の精度検証として，過去データに誤差を与えて，更新後の OD 交通量にどの程度影響があるかを検証する．最後に手順 4 では，手順 1 の観測における通過方向の判別有無や画像認識の補正有無など様々な条件で更新した交通量の比較分析や観測地点を増減させた場合の感度分析などを実施する．さらに同手法で得られた知見を活かして，愛知県新城市における過去の OD 交通量を更新する．

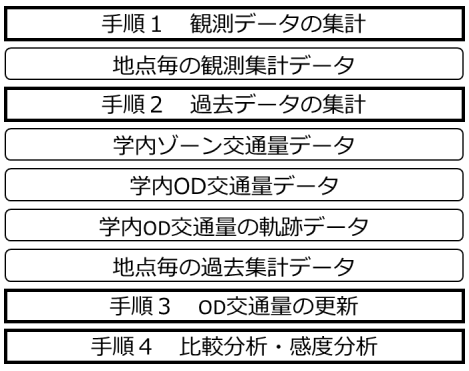


図-1　研究の流れ

3. 選定地域と使用するデータの概要

(1) 選定地域の概要

本研究は，名古屋大学東山キャンパスで実施する．同キャンパスは，名古屋市東部の丘陵地に位置しており，1 万人余りの学生が通学し，3 千人を超える教職員が勤務している．学内の敷地面積は 698,485 ㎡である．東西に長細い形をしており，中央には南北に公道があり，学内を東西に分断している．また学内の西側は平坦な地形であるが，東側は丘が続いている．

(2) 使用データの概要

a) 観測データの概要

2022 年 10 月 24 日から 11 月 18 日の約 1 か月間，ネットワークカメラを使用して，学内の人流を計測した．同カメラを選定した理由は，安価で入手しやすく，設定等はスマートフォンから簡易に行うことができ，複数台ネットワークに接続できるので同時計測が可能であるためである．また計測箇所は，学内を 1/8 標準メッシュに分割し VISSIM でのシミュレーション結果よりメッシュ内への移動が多いメッシュを対象に選定し，**図-2** に示すように 9 地点に計 10 個のカメラを広範囲に設置した．（以下，カメラの設置地点箇所を①から⑩の地点番号で記載）続いて，同観測データの観測手法について示す．**図-3** で

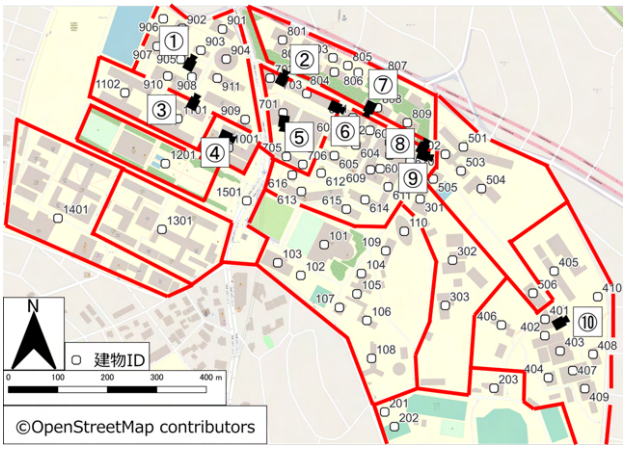


図-2　カメラ設置箇所

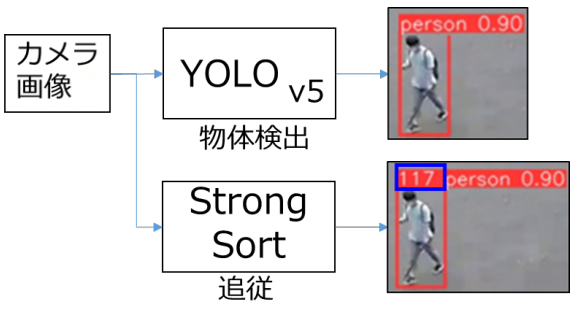


図-3　カメラ画像検出アルゴリズム

示すようにカメラ画像検出では，YOLO の v5 を用いて YOLO 5x6 のモデルを使用した．これはカメラ画像サイズに近い 1280 の中で最も精度の高い物であり，COCO で学習されたモデルであるため，自前でモデルを学習する必要がないという利点がある．また，歩行者，自転車をカウントするために Strong Sort を用いた．Strong Sort は YOLO で検出した物体の存在を矩形で示す Bounding Box を使用してトラッキングを行う機械学習モデルであり，これにより個別 ID を付与することで重複カウントを回避する事が可能となる．最後に，同観測データの精度について示す．観測データと目視でカウントした真値と比較した結果，歩行者，自転車ともに日によって差が生じたため，2 つの対策を実施した．まず 1 つ目の対策は，歩行者カウント数は自転車と運転者を別々に検出し歩行者としている可能性があり，歩行者数を超過してカウントされる傾向があることが分かった．そこで歩行者と自転車の Bounding Box の重なりから歩行者の重複カウントを排除するために，IoU(Intersection over Union)を使用し，集計時に二重カウントを除去した．続いて 2 つ目の対策は，静止物の影が伸びることで人と誤認識している可能性があり，単なるマスク処理だけでなく静止物か動体かを判別し除去するアルゴリズムを実施した．**図-4** に示すように 2 つの対策した事で，目視によるカウントした数値と開発したアルゴリズムの集計値がほぼ一致していることが分かる．その結果から計測誤差率が±10%以下の地点割合は，18.3%から 75.0%となり，一定の精度ある観測データであるといえる．

b) 過去データの概要

集計の時間帯は，過去データから得られる同時間帯の 11 時 00 分から 13 時 59 分の 3 時間を 30 分毎で集計する．集計法は，例えば**図-5** のように地点番号⑤のカメラ画角を通過する人数を，方向を考慮した集計と方向を考慮しない 2 種類で集計した．さらに歩行者と自転車の二重カウント除去や静止物誤認認識などを考慮する補正対策 [9] の前後でも集計をしている．**表-1** には，カメラ設置地点毎の方向判別数をまとめたものを示す．

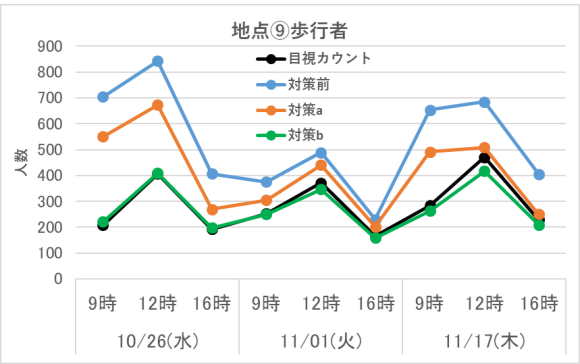


図-4 対策前後の計測誤差（地点番号⑨）

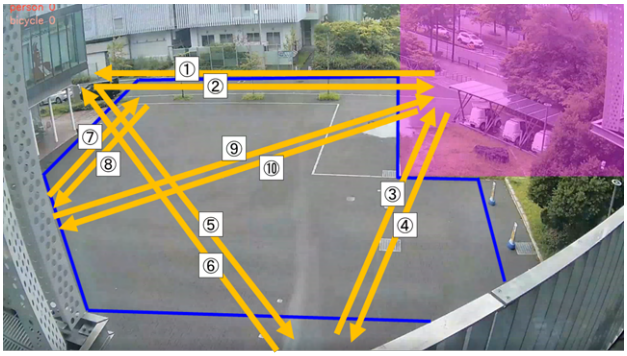


図-5 移動方向の集計定義（地点番号⑤）

表-1 地点番号毎の方向判別数

地点番号	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧	⑨	⑩
集計数	20	2	12	2	10	2	2	20	16	6

c) 過去データの概要

2011 年 6 月 16 日から 7 月 18 日に実施された学内の移動に関する Web アンケート調査 [11] から，**図-2** の赤枠で囲われているゾーン毎の OD 交通量が把握できる．建物の在籍人数を基に建物間毎の拡大係数を用いることで，ゾーン毎の OD 交通量を，建物間毎の OD 交通量へと分配する．なお 2011 年に存在しなかった建物に関しては，在籍人数に応じて按分をし，調整した．よって，15 のゾーン間交通量を 82 の建物間交通量へと分配した．さらに VISSIM（シミュレーション）を活用して，算出された建物間の OD 交通量を建物間の軌跡データへと変換する．**図-6** では，OD 交通量を直線で，その OD 間の移動経路を軌跡データとして点群で示している．なお，全ての経路は最短経路を選択させている．

d) 過去データの集計法

Web アンケートの集計結果から，集計の時間帯は 11 時 00 分から 13 時 59 分の 3 時間を 30 分毎で集計する．**図-2** の 10 か所のカメラ設置地点を，**図-6** に示した軌跡データが通過する人数を集計する．なお，**図-5** のように過去データも方向有無で集計をしている．**表-2** には，全経路に対するカメラ通過率やカメラ通過経路率などを示す．**表-3** には，総経路数に対して各地点がどの程度通過しているかの割合を示す．**表-2** からカメラを通過する人の割合と経路の割合が凡そ 6 割以上を占めていることが分かる．カメラの設置個所の最適化は今後の課題である．また，**表-3** から学内の中心地でもある地点③や地点⑤などは頻繁に通行されていることが分かる．一方で，地点①や②などは学内外の出入口付近となっていることもあり，建物間の移動を表す軌跡データが少ないと考えられる．

4. OD 交通量更新手法

(1) 式の説明

本研究では OD 交通量の更新方法として，フレーター法等で用いられている iterative proportional fitting (IPF)の考え方 [12]を適用する．まず，式(1)のようにカメラの設置地点(l)毎に，観測データ集計値(P_{l_t})と過去データ集計値(P_{l_n})の差(ΔP_{l_n})をとる．

$$\Delta P_{l_n} = P_{l_t} - P_{l_n} \tag{1}$$

続いて，式(2)のように過去データの地点(l)毎の集計値(P_{l_n})を，経路(i)毎の地点(l)における経路交通量$(K_{i_l_n})$で除し，地点(l)毎の集計値の差(ΔP_{l_n})を乗じることで，経路(i)毎の地点(l)における経路交通量$(\Delta K_{i_l_n})$の増減を算出する．

また，式(3)においては経路(i)が地点(l)を通過するか否かをダミー変数δ_{il}で表し，経路(i)毎の地点(l)における経路交通量$(\Delta K_{i_l_n})$の増減の総和を通過回数で除し，平均をとることで，経路(i)毎の交通量の増減(ΔK_{i_n})を算出している．なお，観測地点は 10 地点なので $L = 10$ である．本研究では，地点(l)を通過する経路のみ更新を試みているため，$\sum_{l=1}^{L} \delta_{il} = 0$の場合は存在しない．

$$\Delta K_{i_l_n} = \Delta P_{l_n} \times \frac{P_{l_n}}{K_{i_l_n}} \tag{2}$$

$$\Delta K_{i_n} = \sum_{l=1}^{L}(\delta_{il}\Delta K_{i_l_n}) / \sum_{l=1}^{L} \delta_{il} \tag{3}$$

さらに式(4)のように過去データ(n)の経路交通量(K_{i_n})と足し合わせることで，更新後$(n+1)$の経路交通量$(K_{i_(n+1)})$が算出できる．

$$K_{i_(n+1)} = K_{i_n} + \Delta K_{i_n} \tag{4}$$

最後に，式(5)のように更新後の経路交通量の総和$(\sum_{i\in l} K_{i_(n+1)})$をとることで，地点$(l)$毎の過去データ集計値$(P_{l_(n+1)})$を更新する．

$$P_{l_(n+1)} = \sum_{i\in l} K_{i_(n+1)} \tag{5}$$

l:観測地点
i:経路(OD)
n:繰り返し回数

観測データの集計値(P_{l_t})と更新後の集計値(P_{l_n})が一致するまで，更新後の値を過去データの集計値に入れ替えて上記の式(1)から式(5)を繰り返し，各集計値が一致した際の経路(OD)交通量(K_{i_n})が更新された新しい交通量となる．

(2) 式の説明

例えば，**図-2** と**図-6** から確認できるように 402（起点）-802（終点）の経路は観測地点を地点⑩→地点⑨→地点⑧→地点⑦の順路であり，観測地点の通過回数が 4 であり，$\sum_{l=1}^{L} \delta_{il} = 4$となる．よって式(1)から式(5)を繰り返し計算することで，**図-7** のように実線の薄い色で示された過去データの集計値(P_{l_n})が，点線の濃い色で示す観測データの集計値(P_{l_t})に収束していく．このようにP_{l_n}とP_{l_t}が一致する状態となった際に，経路(OD)交通量(K_{i_n})の更新が完了する．

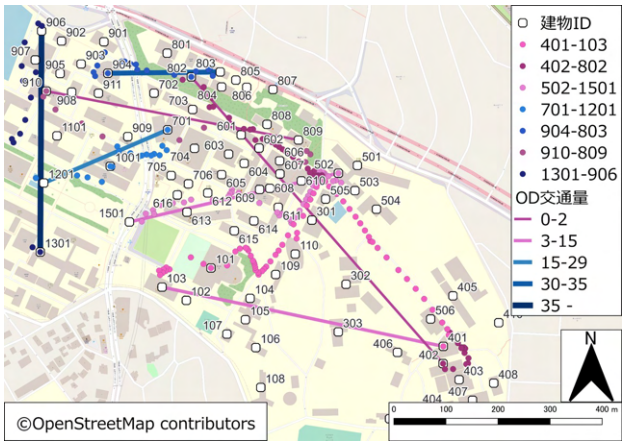


図-6 OD 交通量と OD 間の軌跡データ

表-2 カメラ通過率及びカメラ通過経路率

	11:00-	11:30-	12:00-	12:30-	13:00-	13:30-
人数（人）	1,785	1,769	5,110	4,437	1,785	1,284
カメラ通過人数	1,387	1,389	3,380	2,848	1,213	1,018
カメラ通過率（%）	77.7	78.5	66.1	64.2	68.0	79.3
総経路数	176	133	314	274	185	91
カメラ通過総経路数	111	83	189	163	120	63
カメラ通過経路率（%）	63.1	62.4	60.2	59.5	64.9	69.2

表-3 総経路数に対する各地点の通過率

地点番号	11:00-	11:30-	12:00-	12:30-	13:00-	13:30-
① (%)	3.4	2.3	1.3	1.8	1.6	1.1
② (%)	4.5	3.8	5.4	7.3	5.9	7.7
③ (%)	25.6	19.5	18.2	13.5	22.2	29.7
④ (%)	6.3	9.8	8.0	11.7	7.0	4.4
⑤ (%)	21.0	19.5	21.7	23.0	21.6	15.4
⑥ (%)	6.8	8.3	11.1	12.0	9.2	5.5
⑦ (%)	11.9	15.0	11.8	12.8	11.9	6.6
⑧ (%)	7.4	5.3	10.5	11.3	14.1	6.6
⑨ (%)	12.5	11.3	14.0	14.2	19.5	16.5
⑩ (%)	12.5	11.3	8.6	9.5	12.4	9.9

(3) 更新結果

実際に，各経路が更新された様子を示していく．**図-8** には Web アンケートデータから得られた OD 交通量（更新前）を，**図-9** には人流データを用いて作成した OD 交通量（更新後）を示す．更新前後では，経路によって OD 交通量に増減が生じていることが把握できる．

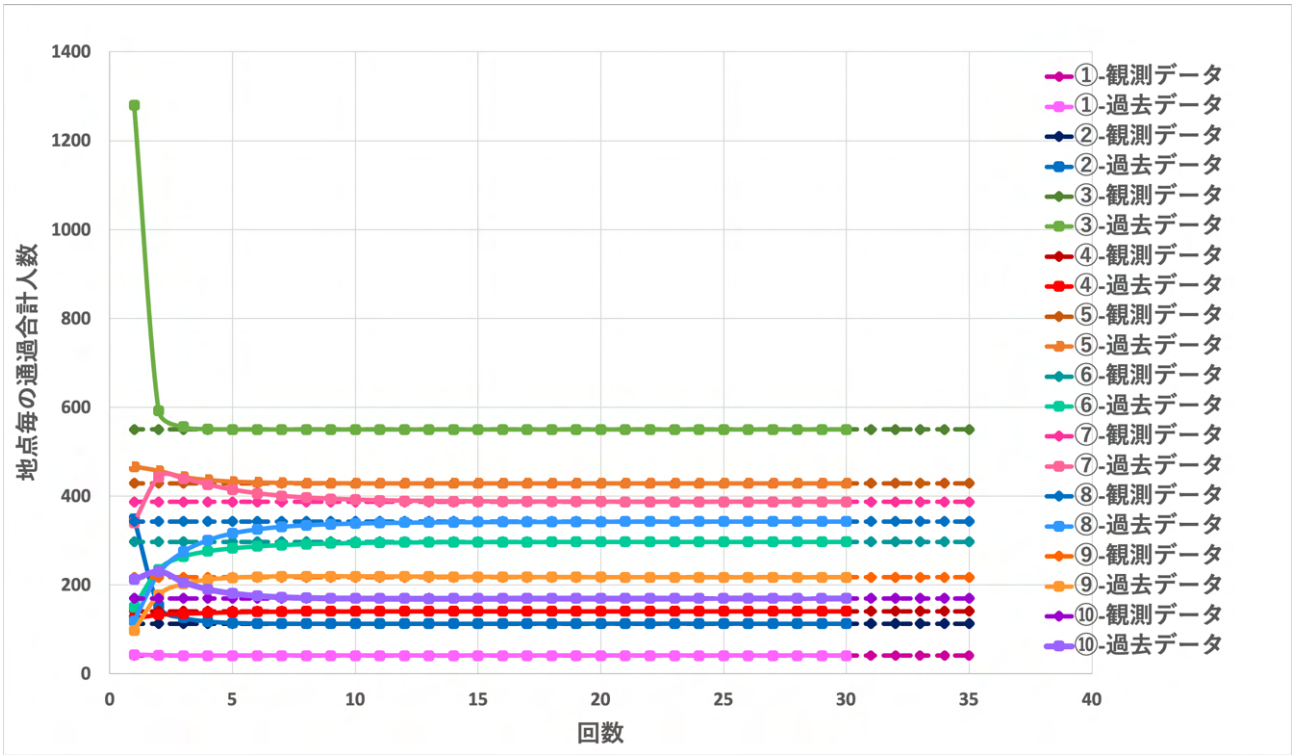


図-7　観測データと過去データの地点毎の集計人数の一致状況（方向無・補正有 11:30-11:59）

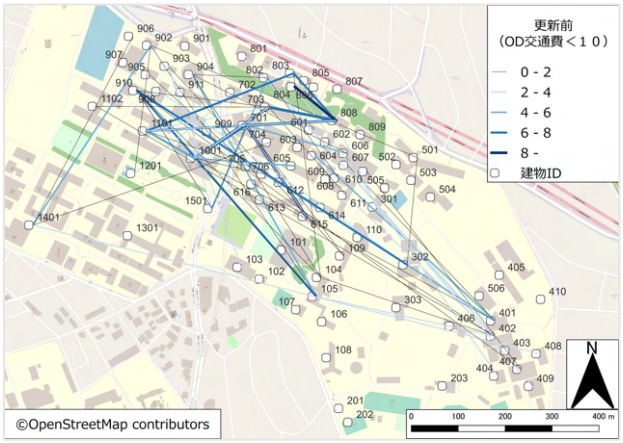


図-8　OD 交通量更新前（11:00-11:29）

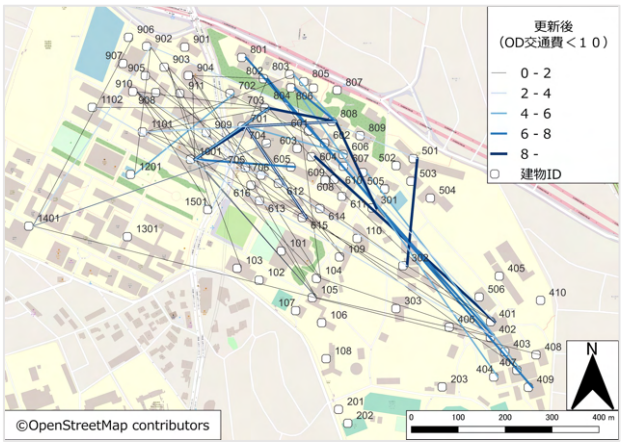


図-9　OD 交通量更新後（11:00-11:29）

(4)　更新手法の精度

同更新手法の精度検証として，入力値（各経路の OD 交通量）の初期値に誤差を与えて OD 交通量更新を試みた．具体的には入力値に誤差（±10%・±30%・±50%）を与え，3 パターンで OD 交通量更新を実施した．結果は**図-10**，**表-4** に示す．各時間帯，入力誤差よりも偏差率の方が小さい事から，同手法には一定の精度があるといえる．しかし，例えば**図-10** に示されたように経路によっては偏差が生じている．原因としては観測データと過去データの地点交通量の差が多い地点を通過する経路には偏差が生じやすいという事が分かったため，それらを考慮した手法構築に努めたい．

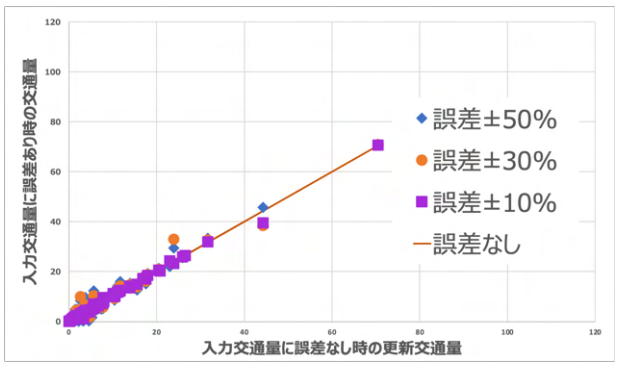


図-10　入力値誤差による更新交通量（13:00-13:29）

表-4　入力誤差による更新交通量の偏差率のまとめ

誤差	±10%	±30%	±50%
13:00-13:29	8.1%	18.7%	26.9%

5. 分析結果及び考察

(1) 比較分析

a) 結果

3. (2) b)において，観測データの集計法を方向の考慮有無及び補正有無の 4 種類で集計した．ここでの比較分析は，方向考慮有かつ補正有の更新後 OD 交通量を最確値とし，その他の 3 種類（方向考慮有・補正無：有無 方向考慮無・補正有：無有 方向考慮無・補正無：無無）の更新後 OD 交通量と比較分析を実施した．**図-11** 及び**図-12** に一部抜粋した経路毎の OD 交通量の偏差を可視化したものを示す．また，**表-5** に各時間帯における 3 種類との偏差率を，さらに**表-6** には 3 種類うち偏差の大きい無有と無無の 2 種類における偏差が大きい経路を順に並べ（無有及び無無の経路の偏差順は同順），その際に通過する地点をまとめたものを，**表-7** に地点毎の補正前後の集計値の差（補正量）をまとめたものを示す．

b) 考察

図-11 及び**図-12** の可視化結果や最確値との偏差率をまとめた**表-5** の結果から，方向を考慮した集計は最確値からの偏差が小さく，方向を考慮しない集計は最確値との偏差が大きいことが分かる．理由としては，**表-1** で示したように 1 箇所で最大 20 方向に人の移動を区別できる地点が多々あるため，方向の考慮が大きく影響していると考えられる．例えば 808 や 904 の建物は食堂であり，**図-11** の 11:30-11:59 と**図-12** の 12:00-12:29 とを比較すると，お昼の時間帯に多くの人が多方面から移動してくることから，方向の考慮有無で偏差が大きくなっていることが把握できる．従って，方向を考慮することの重要性が分かる．

一方で方向の考慮有無が同じ場合は，**図-11** 及び**図-12**，**表-5** で示すように補正の有無で大きな差は生じなかった．これは繰り返し計算をすることである程度交通量が類似するためと考えられる．しかし，**表-5** で示したように方向を考慮していない方向考慮無・補正有（無有）のケースや方向考慮無・補正無（無無）のケースの偏差が大きい経路を**表-6** にまとめており，偏差が大きい経路では地点③や⑤，⑧，⑨を通過する経路が多く，対して偏差が小さい経路は地点②を通過する経路が多いことが分かる．**表-7** において補正量が大きい地点は，地点③や⑦，⑧，⑨，⑩を示している．このことから偏差の大きい経路は，補正量が大きい地点との因果関係があることが分かり，補正の有無が偏差に影響を及ぼすことも確認できた．加えて，**表-3** でも示したように，地点③や⑤における人の

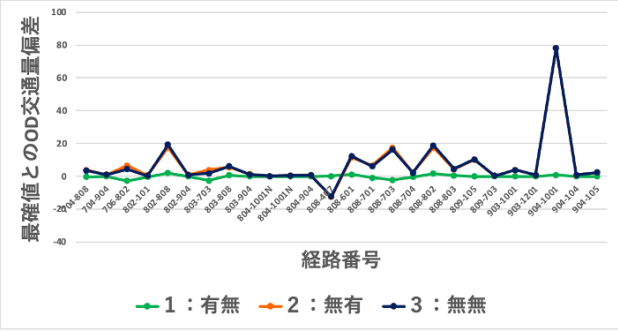


図-11 最確値との比較分析 (11:30-11:59)

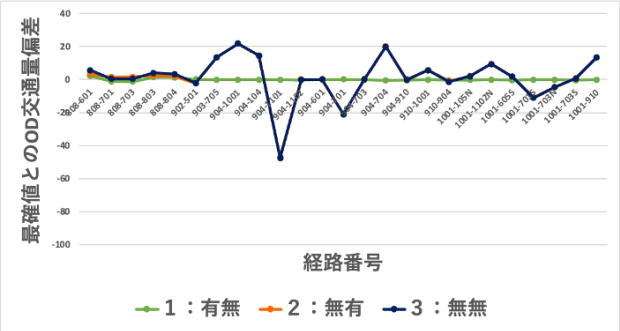


図-12 最確値との比較分析 (12:00-12:29)

表-5 最確値との偏差率

偏差率	11:00-	11:30-	12:00-	12:30-	13:00-	13:30-
有無(%)	0.8	0.5	1.3	3.6	2.8	2.5
無有(%)	10.2	20.8	31.1	28.5	77.8	50.9
無無(%)	12.3	32.2	31.8	28.2	77.8	50.6

表-6 偏差が大きい経路及び通過地点 (12:00-12:29)

順	経路番号	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧	⑨	⑩
1	701-1001					○					
2	701-1301					○					
3	808-502								○	○	
4	1501-501								○	○	
5	1301-701					○					
6	701-1102			○		○					
7	701-904			○		○					
8	1201-701				○	○					
9	1001-701				○	○					
10	808-407								○	○	○
-	-	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–
159	601-904		○								
160	804-1001		○								
161	703-904		○								
162	601-1001					○	○				
163	601-1301					○	○				

表-7 地点毎の集計値による補正量 (12:00-12:29)

	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧	⑨	⑩
補正後	37	127	474	152	454	234	319	246	198	106
補正前	47	140	519	156	482	255	386	345	279	152
補正量	-10	-13	-45	-4	-28	-21	-67	-99	-81	-46

通過率は他の地点より高く，701 や 1101 に関わる移動の量も偏差の量に関係していると考えられる．

以上のことから 5. (2)においては地点③や⑤，⑨などの重要地点を観測地点とせず，観測地点を減らした際に更新後の OD 交通量にどう影響を及ぼすか感度分析を実施する．

(2) 感度分析

a) 結果

地点③や⑤，⑨に加え，偏差が小さい経路を通過する地点②の計 4 地点の観測地点をそれぞれ 1 か所減らした状態で感度分析を行った．**図-13** には感度分析を実施した際（感度分析時）の更新後 OD 交通量と，全地点で観測した際（全地点時）の更新後 OD 交通量を可視化したものを示す．**表-8** には，全地点時と各地点を減らした感度分析時との偏差率を示す．

b) 考察

図-13 及び**表-8** の結果より，偏差の大きい経路を通過する地点を観測地点から除外することで更新後の OD 交通量に大きな影響を及ぼすことから，OD 交通量を更新する際，重要な地点だと分かる．一方で地点②を除外した時と全地点時ではほとんど差は生じなかった．従って，OD 交通量を更新する際は，地点毎での通過頻度や補正量なども大きく寄与することが分かった．

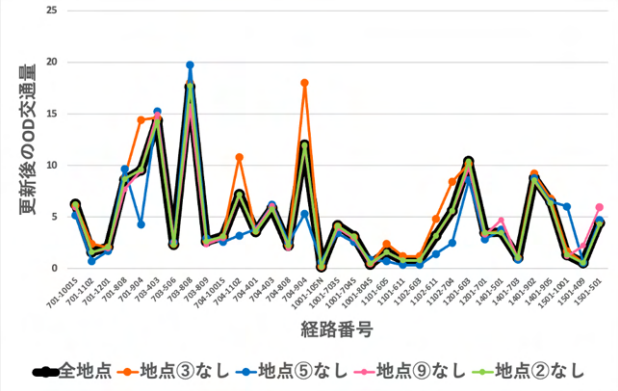


図-13 観測地点変化時の更新 OD 交通量 (12:00-12:29)

表-8 全地点時との偏差率 (12:00-12:29)

偏差率	地点③なし	地点⑤なし	地点⑨なし	地点②なし
(%)	2.5	7.9	8.0	0.4

6. 同手法を他地域で実施

(1) 実施概要

本章では前章までの手法を用いて，学外における OD 交通量の更新を実施していく．本研究では，更新時に用いられる人流データを保有しているため愛知県新城市とした．具体的には，平日の通勤時における移動に限定し，PT 調査から取得可能な同市の小ゾーン間 OD 交通量を，同市を通過する MBD を用いて OD 交通量を更新する．なお，前章までに得られた知見として，移動方向と観測地点を考慮し更新を行う．移動方向においては道路や交差点上の移動であるため，2 方向または 4 方向と定義した．また観測地点においては前章までのネットワークカメラに比べて，MBD は任意に観測地点が選定できるため，**図-14** のように小ゾーンを跨ぐ道路や交差点の全 25 箇所を選定した．従って，全ての経路で任意の観測地点を通過することから全 OD 交通量の更新が可能となる．

(2) 使用データの概要と集計法

a) PT 調査

本研究では，2011 年に実施された第 5 回中京都市圏パーソントリップ調査結果を用いる．同結果には，各人の起点と終点における時刻と小ゾーン，拡大係数が含まれている．従って，**図-14** のように新城市における小ゾーン間の OD 交通量が把握できる．しかし，小ゾーン間の移動において，小ゾーン間の出発点によって経路が異なるため，同市の人口分布を参考に小ゾーン交通量を細かいゾーン交通量（以下，極小ゾーン）へ分配した．

集計法は，極小ゾーン間の移動時に観測地点の交通量を，拡大係数を考慮して方向別に集計する．なお，時間帯は通勤時間に限定したものを利用した．

b) MBD

本研究では，株式会社 Agoop の MBD であるポイント型流動人口データを使用する．期間は，2021 年度の 5 月 6 月に新城市を移動するデータである．同データは任意の時間における位置情報に加え，推定居住地や推定勤務地，年代，性別などの個人属性が含まれている．従って今回は新城市内におけるゾーン間に限定しているため，推定居住地地や勤務地が新城市におけるデータのみに限

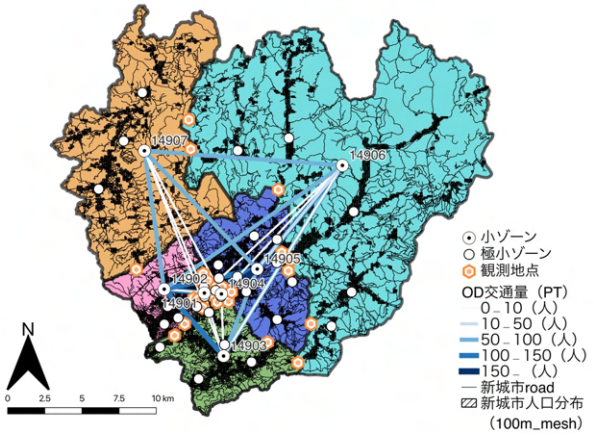


図-14 新城市内ゾーン間 OD 交通量とその他空間情報

定している．また平日の通勤時における移動に限定しているため，日時は，平日の 6 時台から 8 時台のデータを使用する．なお，観測地点を通過する判定として，観測地点の半径 200m 以内を通過する人とする．よって PT データ同様に 2021 年時の新城市の人口を考慮した観測地点を通過する交通量を移動方向別に集計した．

(3) 更新結果及び更新の精度検証

PT 調査と MBD の観測地点の集計値を用いて，学内同様の手法で OD 交通量を更新した．結果を**図-15** に示す．OD 交通量を 10 年分更新したため，交通量に大きな変化が見られる．例えばその間に，新規道路として国道 151 号新城バイパスや長篠東栄線海老バイパス [13]などが設けられた．**図-15**の結果で示すように上記の道路は14906のエリアに位置し，14906 が関連する OD 交通量は増加傾向にある．一方で，14907 のエリアでは高齢化が進行しており，OD 交通量は減少傾向にあると分かる．以上のように変化を分析することで，新規道路や施設設置等の効果検証や地域の特徴把握などへ応用できると考えられる．また同更新の精度検証を行った．MBD が 5 月と 6 月の 2 ヶ月分あるため，パターン 1 を PT データから，6 月の地点交通量を用いて更新（以下，PT→6 月）したもの，パターン 2 を PT データから，5 月の地点交通量を用いて更新し，さらに 6 月の地点交通量を用いて再度更新（以下，PT→5 月→6 月）したものとする．それら 2 パターンによる更新後の OD 交通量を比較した結果を**図-16** に示す．概ねの OD 間で交通量が一致し，パターン 1 とパターン 2 による交通量の差が 5 以上の OD は全体（全 OD：684 組）の 4.7%であった．多少の差はあるものの，同手法は，活用は可能であると言える．今後は MBD のみから，OD を算出し精度の検証をしていきたい．

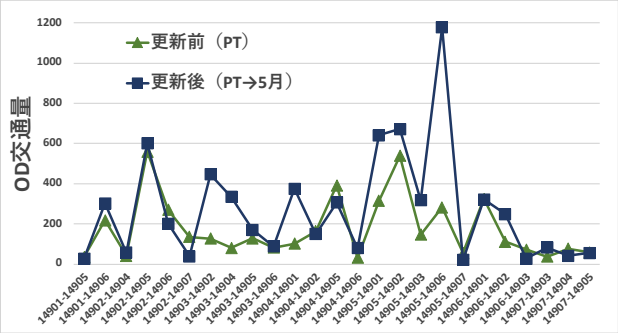


図-15 更新前後の OD 交通量比較

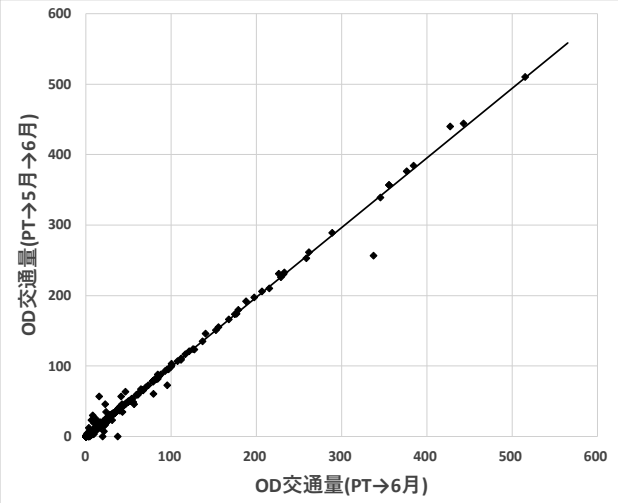


図-16 2 パターンによる OD 交通量更新の比較

7. おわりに

本研究では，観測データを用いて過去データの OD 交通量を更新する手法を構築した．過去の OD 交通量と現在の地点交通量が取得できれば，地点を通過する全ての OD 交通量を把握することができ，様々な場面で応用できる．また 5.の分析結果において，考慮すべき方向数が多い地点や，移動量が多い地点での偏差が大きく生じたと考えられる．従って，今後は方向の考慮を少し制限した場合も試みて，どの程度偏差に影響を及ぼすのかを比較する必要がある．一方で，方向を考慮せず OD 交通量を更新すると偏差が大きいため，方向を考慮する重要性を明らかにできた．さらに，観測地点毎の通過頻度や正量も偏差に影響を及ぼすことも分かった．

今後の展望として，4. (4)の更新手法の精度で示したように誤差を与えても更新後の OD 交通量が一定の値に収束するように精度向上を追求していきたい．加えてエントロピー最大化手法を用いた OD 交通量更新も試み，精度検証と行う．また今回は実験的に学内の建物間内という狭域で OD 交通量の更新を実施し，さらに学外の小ゾーン間内という広域でも実施した．どちらの更新も人流データを活用したが，互いの良さを組み合わせることでさらに精度が向上し，現実に近い形で交通量を算出できると考えられる．例えばネットワークカメラでは，補正を加えないで正確な人数を把握でき，MBD は，任意の地点での人数を把握することが可能などの利点があることが分かった．従って，両者の人流データがリアルタイムで集計可能となった際に，リアルタイムでの交通量更新や将来の交通量予測 [14]などの構築もしていきたい．

また汎用性の観点においても，狭域や広域で実施可能であるため，例えば駅構内や都市間などの OD 交通量の更新が実現できる．同時に様々な移動手段での把握や，個人属性などを紐づけた移動量の把握が正確にできると，防災時の避難誘導や混雑緩和，観光マーケティングなどの属性にあった対策や施策が期待できると考えている．

参考文献

1) 国土交通省：カメラ映像の解析による混雑状況の可視化, https://www.mlit.go.jp/plateau/use-case/uc20-003/，2021．（閲覧 2023.05.08）
2) 国土交通省：屋内地図／屋内測位環境構築の手引き（案）， https://www.mlit.go.jp/tochi_fudousan_kensetsugyo/content/001474850.pdf，2022.（閲覧 2023.05.08）
3) 国土交通省：令和 3 年度全国道路・街路交通情勢調査の実施について，https://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/ict/pdf05/01.pdf，2021.（閲覧 2023.05.08）
4) 飯田恭敬：ICT データを活用による交通計画の新次元展開 -総合交通ネットワーク流動のモニタリングシステム-, コロナ社，2017.
5) 阿部和規，柳井都古杜，山田知典，藤井秀樹，吉村忍：需要の不確実性を考慮した交通量観測地点の最適化，人工知能学会論文誌，33 巻 6 号 D，p1-p10，2018.
6) 中村敏和：データ同化手法を用いた人の流れの高精度推定手法の研究，東京大学博士論文，2014.
7) 公益財団法人鉄道総合技術研究所：駅構内における歩行者 OD 交通量の推計方法，施設研究ニュース，No.362，2020.10.1，2020.
8) 国土交通省：CCTV カメラ（AI 解析）の精度に関する報告，https://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/ict/pdf05/02.pdf，2021．（閲覧 2023.05.08）
9) 伴和徳，小林栄介，樹下晶弘，三輪富生，山本俊行：市販ネットワークカメラを用いた多地点での歩行者と自転車の人流観測，第 67 回土木計画学研究発表会，福岡市，2023 年 6 月 3 日
10) 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， https://www.mlit.go.jp/common/001282666.pdf，2019.（閲覧 2023.05.08）
11) 藤田桃子，三輪富生，森川高行：名古屋大学におけるパーソナルモビリティ共同利用システム導入に関する基礎的研究，土木計画学研究・講演集，Vol.46,CD-ROM，2012.
12) Deming, W. E.， Stephan, F. F.: On a Least Squares Adjustment of a Sampled Frequency Table When the Expected Marginal Totals are Known，Annals of Mathematical Statistics，11 (4): 427–444，1940.
13) 愛知県：道路の整備に関するプログラム，https://www.pref.aichi.jp/soshiki/dourokensetsu/douroseibiprogram.html，2023．（閲覧 2023.10.10）
14) 国土交通省：新たな道路交通調査体系における常時観測データの活用イメージ，https://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/ict/pdf03/03.pdf，2019．（閲覧 2023.05.08）

(2023.10.13 受付)

Developing updating method of origin-destination matrix at building level utilizing pedestrian flow data by network cameras

Junya YAMANAKA, Toshiyuki YAMAMOTO, Eisuke KOBAYASHI and Kazunori BAN

In recent years, in addition to GPS data and base station data from cell phones, improved image recognition technology has made it possible to detect people from images and determine pedestrian flow. On the other hand, the survey frequency of the National Road and Street Traffic Survey is once every five years, and OD traffic volumes are not updated until the next survey. For this reason, methods such as the above-mentioned inverse estimation of OD traffic volume utilizing observed flow data have been put into practice. Therefore, this study proposes a method to update the OD traffic volume from a past web-based survey conducted on campus to the current OD traffic volume by detecting people from cameras installed on campus and using the totaled pedestrian flow data. Note that since the cameras are installed on the road, pedestrians move in all directions. Therefore, we have realized a highly accurate updating of the OD traffic volume by taking the direction into account when totaling the pedestrian flow data. Furthermore, this method will be used to update the OD traffic volume outside the campus, for example, to monitor the movement of people during disasters, and to apply it to evacuation guidance.