

カメラ映像を用いた地下街歩行者の交通量の推定方法

DEVELOPMENT OF THE METHOD FOR ESTIMATING TRAFFIC VOLUME OF PEDESTRIANS IN AN UNDERGROUND MALL BY USE OF WATCH CAMERAS

環境図形科学研究室 高木 尚哉

Spatial & Graphic Science Lab. Naoya TAKAGI

都市空間や施設内での歩行者の時空間分布の情報は、都市計画や防災分野だけでなくマーケティングなどの領域でもとても重要なものになっている。筆者らは、大規模地下街での避難計画への応用という観点から歩行者の時空間分布の情報を必要としている。したがって地下街においてトラッキング技術を用いず、プライバシーに配慮した状態で、既存のカメラから歩行者の時空間分布をラフに推定する手法の提案を本研究の目的とし、歩行者の断面交通量の推定をもって結果を示す。

This paper shows the method of estimating traffic volume of pedestrians by using watch cameras. In Umeda underground mall, we estimate the traffic volume without tracking technology and with pedestrian's privacy protected. Lately spatiotemporal distribution of pedestrians has been increasingly important in the field of urban planning, disaster prevention planning, marketing and so on. From such background, we develop an original algorithm which roughly estimates the traffic volume of pedestrians from sequential images of watch cameras.

1. はじめに

都市空間や施設内での歩行者の時空間分布の情報は、都市計画や防災分野だけでなくマーケティングなどの領域でもとても重要なものになっているが、これまでのところ任意の場所の最新の時空間分布の情報を詳細なレベルで容易に取得・利用できる状況になっていない。近年、様々なセンサ情報を利用して人の位置情報を知ろうとする研究の流れがある。しかしこれら技術開発では、センサの設備投資、取得可能な人のサンプル数、プライバシーなどの問題が残されている。

筆者らは、大規模地下街での避難計画への応用という観点から歩行者の時空間分布の情報を必要としている。地下街は電波の届きにくい屋内で、建築空間レベルの精度も求められることから、GPSや携帯電話から情報を取得することが難しい。その一方で地下街には多くの監視カメラが備えられており、その映像を利用することが考えられる。しかし地下街の人の密度は高く、カメラの俯角も浅いため、トラッキングなど人物を完全に切り出す手法はうまく働かないことが予想される。

本研究の目的は、地下街においてトラッキング技術を用いることなく、かつプライバシーにも配慮し、既存のカメラから歩行者の時空間分布をラフに推定する手法を提案することである。既報¹⁾では、地下街のカメラが撮影した映像から画像を切り出し、画像に映る歩行者の人数を背景差分法により推定する方法を提案し、その推

定モデルが一定の精度を得られることを確認している。

2. 関連研究

歩行者のデータ取得に関する動向として地震、豪雨、津波などの自然災害からの避難、駅や博覧会場など不特定多数の人が集まる施設の混雑の解消、O2Oサービスのようなマーケティング等を目的として、歩行者や滞留者の時空間分布を把握するための研究開発が行われている。

これらのデータソースとして、パーソントリップ調査、CCTVカメラからの動画データ、自動改札による駅の乗降客数、GPSやRFIDのような近年発達している小型のセンサの情報などが利用されることが多い。一方で、GPSなどの電波が届かない屋内での測位技術として、Bluetooth電波測位手法やWi-Fi電波測位手法などをはじめとした技術開発が行われている。しかし、このような屋内での測位技術は、技術開発の途中であることや、機器の導入コストの問題などが残っており、現状で十分に使えるデータ源とはなっていない。

また、木下ら²⁾による駅コンコースにおけるリアルタイムな旅客流動把握手法についての一連の研究では、断面交通量から空間内のOD通行量と混雑状況をリアルタイムに推計する方法を提案しており、地下街での歩行者の時空間分布の推定を目的とする本研究との関連性が非常に高い。

3. データの概要

本研究では、図1に示す箇所に設置された大阪市が管理する監視カメラの撮影データを用いる。監視カメラは十数台稼働しており、2013年6月16日(日)と17日(月)の8:00, 10:00, 12:00, 15:00, 18:00の最初10分間の動画画像を取得した。元々の動画画像はAVI形式のフォーマットで圧縮保存されたものであるが、解析を行うために動画から1秒間に約8枚の静止画を切り出して使用する。なお取得した画像は、顔等が特定できない程度にガウシアンフィルタでぼかされている。なおアルゴリズムの開発は、オープンソースの画像処理ライブラリOpenCV2.3.1を実装したVisual C++2010を用いて行った。

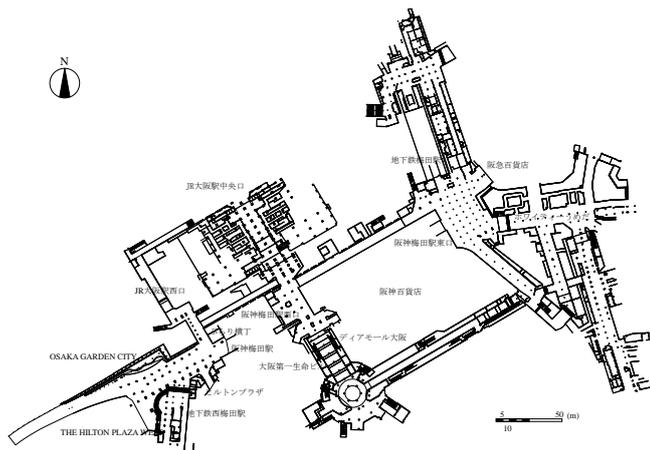
4. 歩行者の時空間分布推定の準備

4.1. 時刻歴断面歩行者画像

筆者らは歩行者の時間経過による挙動を把握するために画像内に線を引き、図2に示すように、連続した複数の画像における同一行を時間経過に従って積み重ねることで図3の画像を作成した。あるカメラの動画画像データから5分間の計2424枚の画像を用いた画像で、以降このデータを元にアルゴリズムの経過を示すものとする。これを時刻歴断面歩行者画像(以下THIPS)と定義する。この画像はカメラが撮影した動画画像上の線分、つまり撮影空間内のある断面における時間変化を一枚の画像で表したものであり、歩行者の時空間分布を表現したものと捉えられる。

4.2. カメラ映像による時刻歴断面歩行者画像の分類

ここで、THIPSを作成する際に、歩行者の時間変化による挙動をできるだけ簡便に理解することが望まれ、ど



のように線分を設定するか重要となる。このことから、線分で区切られた領域間をまたぐ歩行者の移動状況を把握するため、カメラに映る通路や空間の境界に対してできるだけ垂直になるような断面を設定することが良いと判断した。ここでこの断面をTHIPS断面と定義し、画像上に現れる線分をTHIPS線分と定義する。

よって、図4のように画像に対して水平なTHIPS線分で作成されたTHIPSを時刻歴水平断面歩行者画像、垂直に引いて作成されたものを時刻歴垂直断面歩行者画像、そして斜めに引いて作成されたものを時刻歴斜断面歩行者画像と分類する。

5. 歩行者の時空間分布の推定アルゴリズム

5.1. 時空間分布推定アルゴリズムの概要

歩行者の時空間分布を推定することは、時間軸と空間軸で表現されるTHIPSから歩行者の情報を取得することだと捉える。以下にそのアルゴリズムを提案し、各演算処理の詳細を述べる。

THIPSにおいて、歩行者は同一のラベルが振られた画素のクラスターとしてみなされる。まず、画像のTHIPS線分上に歩行者が映っていない画像を背景モデルとし、背景差分法により動画画像から切り出した画像と背景モデルとの類似度をTHIPS線分上の画素毎に計算し画素値とする。そしてそれら類似度からしきい値に基づいて歩行者の有無を確認し、すべての画素値を二値化する。最後に、ラベルを振る対象画素に対して近傍画素を調査するラベリングアルゴリズムに従って対象画素にラベ

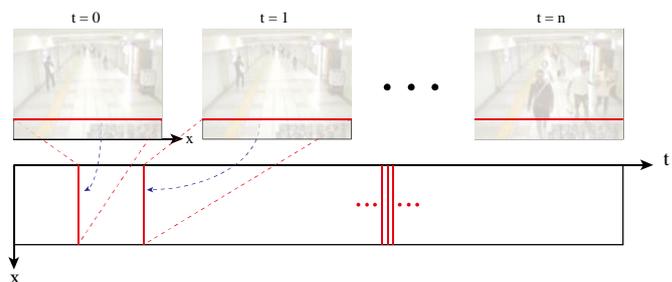


図2 時刻歴断面歩行者画像の構造

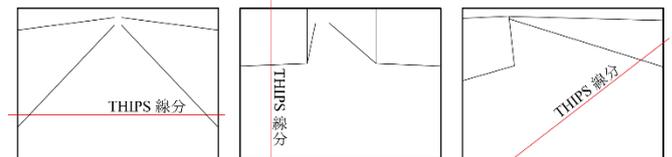


図4 THIPSの分類



図3 時刻歴断面歩行者画像 (THIPS)

ルを振り、歩行者のクラスターを決定する。また、この歩行者の時空間分布の推定アルゴリズムにはクラスターの誤検出を減らすために、収縮膨張処理や最小二乗法によるフィッティング処理を導入している。

5.2. 収縮膨張処理による画像の二値画像の整形

背景差分法による歩行者の有無を二値画像として表現しているため、ノイズの検出や歩行者領域の分断がどうしてもみられる。そこで、ノイズを除去し分離したクラスターを統合するために収縮膨張処理を施し二値画像を整形する。

収縮膨張処理とは、クラスターを一回り小さくする「収縮」と大きくする「膨張」からなる処理で、通常両者を複数回行う。また、収縮、膨張の手順で実行するものを「オープニング処理」、その逆を「クロージング処理」と呼ぶ。一般にはこの両処理の組合せで行うものが「収縮膨張処理」とされる。クロージング処理ではクラスターを統合する効果が期待でき、オープニング処理ではノイズを低減することが期待できる。膨張処理においてノイズの低減を効率良く行うため、近傍画素がすべて0の場合、膨張しないような処理を組み込んでいる。

5.3. 二値画像のラベリング

二値の THIPS 上で走査される対象画素の近傍画素を以下の3つのルールに従って調査し、対象画素にラベルを振り、次の画素へと処理を続けることで歩行者のクラスターを決定する。

- 1) 調査画素がすべて0のとき、新しいラベルを対象画素に振る。
- 2) 調査画素のただひとつが1のとき、その画素のラベルを対象画素に割り当てる。
- 3) 調査画素の複数が1のとき、調査画素のラベルを最も古いものに統合した上で、対象画素にそのラベルを割り当てる。

このラベリングアルゴリズムの結果から、複数の歩行者が重なることによって1つのクラスターとして形成されるものや、1人の歩行者が背景差分法の誤検出により複数のクラスターに分かれているもの、歩行者ではないノイズなどがクラスターとして形成されていることがわかる。

5.4. 最小二乗法による歩行者人数のフィッティング

ラベリングにより歩行者の重なりと分断の様子がわかった。これより1つのクラスターに何人の歩行者がいるのか把握することが正しい歩行者数を推定する上では重要になると考えられる。そこで、各クラスターに対してその重心座標や時間方向の占有画素数（以下、時間幅）、空間方向の占有画素数（以下、空間幅）とクラスターのサイズ（クラスターを構成する画素数）を取得し、

これらを説明変数として人数を推測する近似関数を Excel のソルバーを用いて最小二乗法により作成する。作成する上での目的変数となる人数の教師データは、二値画像をまとめた csv ファイルから目視で判断し、小数第一位までで記入した。

時間幅と空間幅を説明変数に選択して作成した近似関数は0.835の決定係数を得た。この近似関数から各クラスターに対して歩行者の人数を割り当てる。また、小数第一位までで人数を測定していることから近似関数での予測値が0.1を下回るものはノイズであると判断し、除去を行った。これにより、クラスターを分割しノイズを除去した歩行者数は、ラベリングのみのクラスター数365 (THIPS に対して5.3節の処理のみ行った結果) に対し、計158のクラスターが減少し、207人という推定結果を得た。このフィッティング処理はクラスターのノイズを除去するとともに、歩行者が分断されたクラスターや複数の歩行者が重なったクラスターの状態を把握するのに効果的であると考えられる。

5.5. THIPS 上のクラスターの補正

図3の THIPS を見ると、クラスターのサイズや形状に歪みがあることがわかる。これは、3次元から2次元に射影変換されていることが原因である。この歪みが推定結果に影響を与えると考え、THIPS 線分の分類に沿って前節で示した変数に補正係数を乗じ対応する。

まず、時刻歴水平断面歩行者画像について説明する。図5のように画面に水平に並ぶ歩行者A、Bが奥から手前に同じ速度で直線的に移動する状況を想定する（A、Bの大きさは等しいとする）。図5よりA、Bはカメラに近づくにつれて大きくなるので時間変化を積層すればクラスター形状は台形になることがわかる。また、Aはカメラ軸中心を歩行するのに対し、Bは少しずれた位置を歩行するため接近に伴いスクリーンの枠に像が移っていくため、歩行者は図3のような形状となる。ただ、各々で形成されるクラスターの空間幅は同時刻において等しく、時間幅は歩行する位置に関わらず一定となるので、クラスターの形状は異なるものの大きさは同じとみなすことができる。以上より、時刻歴水平断面歩行者画像において形成されるクラスターは空間幅の算出に関して時間平均を取るなどの補正を行えば良い。

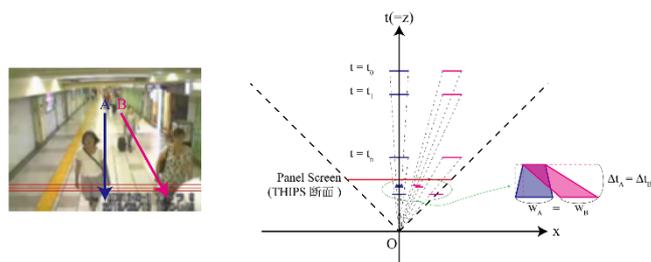


図5 水平断面におけるクラスター形状の把握

次に、時刻歴垂直断面歩行者画像について説明する。図 6 のような画面に垂直に並ぶ歩行者を想定する。スクリーンに映る歩行者の位置を求めるため、ワールド座標系からスクリーン座標系に映す射影変換を行うと、歩行者 A, B の大きさは立っている位置に比例することがわかる。つまり、時刻歴垂直断面歩行者画像の場合、クラスターの下端に比例して歩行者の大きさを調整するよう補正を行えば良い。

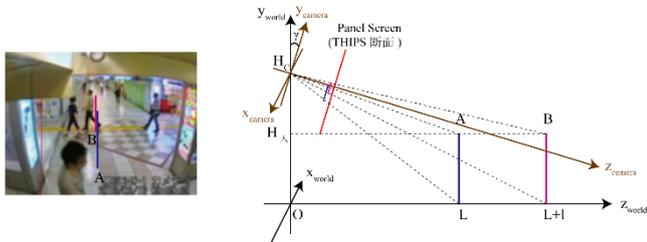


図 6 垂直断面におけるクラスター形状の把握

5.6. データ構造

これら処理を経て得られた各クラスターの重心座標など必要な情報は必要があれば引き出せるようリストデータとして保持する。

5.7. 歩行者の時空間分布の推定アルゴリズムの検証

この一連の歩行者の時空間分布の推定アルゴリズムを用いて歩行者数を推定した結果を示す。背景画像、前景画像ともにガウシアンフィルタのカーネルサイズは 5、偏差の値は 5 とし画像をぼかす。画素を二値化する際のしきい値は、走査線が消えると判断できる値 110 をしきい値とする。収縮膨張処理において、オープニング処理を行うとクラスターの形状が潰れてしまうことから 0 回とし、クロージング処理によってクラスターの分断を補正する回数は 1 回としている。最後に、時空間幅の 2 変数を考慮した 1 次の近似関数 (0.847 の決定係数を得た) でフィッティングを行い、歩行者のリストデータを整形し、結果を出力する。

図 7 に検証で使用したデータから作成したラベリング画像を提示する。また、表 1 には歩行者数の推定結果と正の歩行者数との比較を示す。クラスター数では 163 とラベリング処理のみのクラスター数 365 から大きく改善することができたが、フィッティングの人数については 207 から 211 と若干正の人数から遠ざかった。近似関数の精度が向上した面においてクラスターの補正が

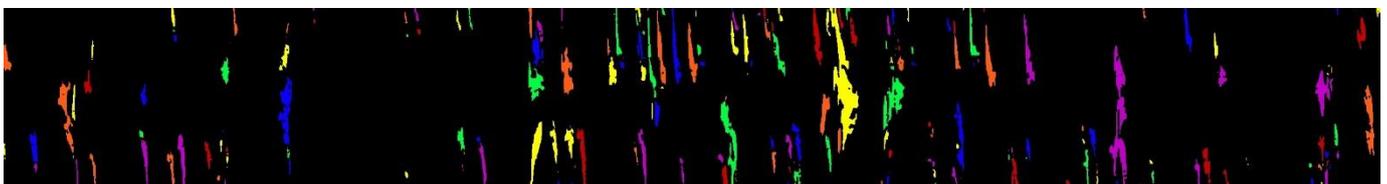


図 7 ラベリング画像

やや有効であったことが確認できる。

表 1 歩行者数の推定結果と正の歩行者数との比較

クラスター数	フィッティング人数	正の人数
163	211	155

6. 歩行者の断面交通量の推定アルゴリズム

6.1. 断面交通量推定アルゴリズムの概要

歩行者の移動方向の判別を含めた断面交通量の推定には複数の THIPS を必要とする。また、複数の THIPS を用いてお互いのクラスターの位置関係から歩行者のリストデータを整形し、整数計画法を用いて THIPS 間のクラスターのマッチングを行い、断面交通量を推定する。以上を踏まえて本稿で提案する歩行者の断面交通量の推定アルゴリズムとする。

6.2. 歩行者の移動方向

筆者らは異なる THIPS 間におけるクラスターの変化を調べることで歩行者の移動方向を判断することができると考えた。図 8 には異なる THIPS においてラベリングされる歩行者の位置について示す。これら THIPS 間において、歩行者 K (K を歩行者の重心座標を要素にもつ位置ベクトルとする) の移動する「向き」を式(1)のように「微小空間における重心の変化量」として 2 次元のベクトル量 $\Delta \vec{u}$ で定義する。そして Δt の正負で歩行者の向きを判別する。

$$K_{|y=\alpha} - K_{|y=\beta} = \Delta \vec{u} = (\Delta x, \Delta t) \quad (1)$$

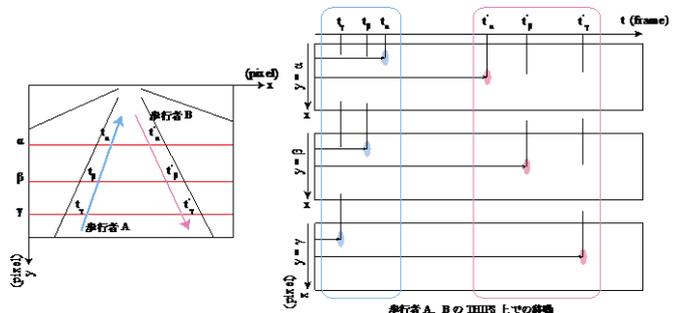


図 8 歩行者の移動方向の判別

ここで、あるカメラのある時刻間に THIPS 断面を通過した 83 人の歩行者を対象に、2 つの THIPS において重心座標の変化量から推定される移動方向と実際の移動方向との正否を確認し、歩行者の移動方向推定アルゴリズムの精度の検証を行った。その結果は表 2 のようになり、比較的高い正答率を得た。

表 2 歩行者の移動方向の判別

対象人数	正しく判断できた歩行者数	正答率
83	74	89.2%

6.3. THIPS 間のクラスター間距離によるノイズ除去

THIPS 間のクラスターを比較して歩行者の移動方向を推定するにはそれらで同一歩行者だと考えられるクラスターを判別しなければならないが、同じ箇所に同じ数のクラスターがあるとは限らない。したがって THIPS 間のクラスター間距離から、他方とは関係がないと判断できるクラスターをノイズとして除去する。THIPS 線分の間隔が微小だと仮定した場合、歩行者のクラスターの位置はほとんど変化しないことに着目し、THIPS 間のクラスター間距離をワード法（質量中心間距離）により計算すると、同一歩行者となるクラスター間距離は最小距離を取ると考えられる。つまりノイズであるクラスターは、他方の THIPS 上のクラスターとの距離の最小値が同一歩行者における距離と比べて大きくなる可能性が高い。ここで片方の THIPS をベースレイヤー、もう一方の THIPS を比較レイヤーとして、ある動画データにおけるベースレイヤーのクラスターから見た比較レイヤーのクラスターとの距離の最小値の推移を図 9 に示す（このときベースレイヤーと比較レイヤーの THIPS 線分の間隔は 5 画素としている）。クラスター間距離の最小値が他より大きいものを外れ値と扱い、外れ値検出を利用する。図 9 右の箱ひげ図のひげは平均値に標準偏差の 3 倍を加えた大きさになっており、この外側に位置するクラスター間距離の最小値を外れ値として扱い、図 5 では 4 つ除去することになる。

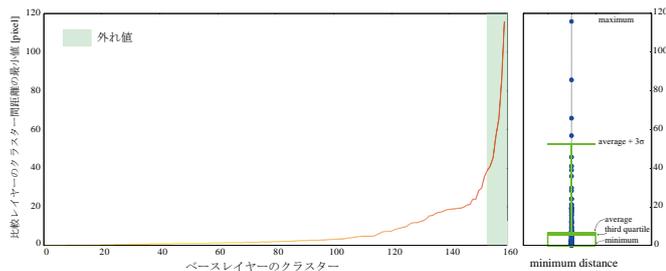


図 9 クラスター間距離の最小値の推移と箱ひげ図

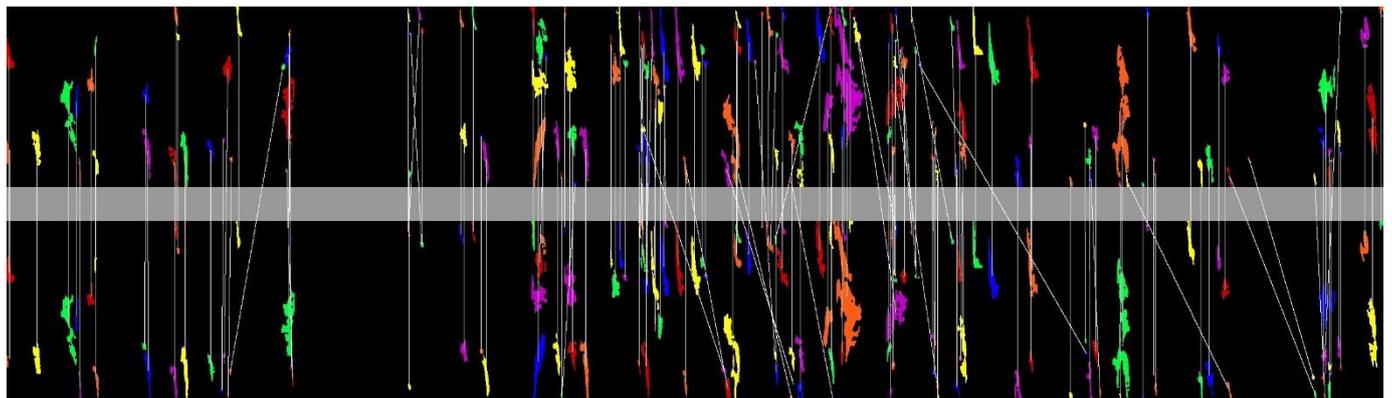


図 10 マッチング結果（上：ベースレイヤー，下：比較レイヤー）

6.4. 整数計画法を用いた複数の THIPS 間のクラスターのマッチング

THIPS 間のクラスターのマッチングにおいて、外れ値の除去されたベースレイヤーと比較レイヤーから同一の歩行者である可能性の高いクラスターの組合せ最適化問題を考え、クラスター間距離の総和の最小化問題として以下のように定式化する。ここでは整数計画ソルバー IBM ILOG CPLEX を用いて混合整数計画問題を解いた。整数計画問題（Integer Linear Programming: ILP）とは、整数条件が追加された形式を取る線形計画問題のことである。このとき、 $distance_{ij}$ はベースレイヤーのクラスター i と比較レイヤーのクラスター j との距離とし、 x_{ij} はそのクラスターの組合せを使用するかしないかというバイナリ変数である。

クラスター間距離の総和の最小化問題

$$\begin{aligned}
 & \text{minimize} : \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m \{x_{ij} \times distance_{ij}\} \\
 & \text{subject to} : \text{if (クラスター数が同じ)} \\
 & \quad \{ \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m x_{ij} = i(i = j) \} \\
 & \quad \text{else (クラスター数が異なる)} \\
 & \quad \{ \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m x_{ij} \geq i(i > j) \} \\
 & \quad x_{ij} \in \{0,1\}
 \end{aligned}$$

6.5. THIPS 間クラスターのラベリング

ベースレイヤーと比較レイヤーのクラスターのマッチング結果をもとにクラスターを統合し、統合されるクラスターの重心変化量から移動方向を推定する。統合後のクラスターにおいても 5.6 節と同様にリストデータとして保持する。

6.6. 歩行者の断面交通量推定アルゴリズムの検証

動画データから THIPS 線分を 2 箇所選択し、THIPS 間クラスターのラベリングアルゴリズムの性能は、一部のノイズのクラスターで離れたクラスターとマッチングされているなど影響が見られるものの概ね良好であると確かめ、その結果を図 10 に示す。

7. カメラ映像での歩行者の交通量の推定と結果

これまでの章で提案したアルゴリズムを図 11 に示す大阪駅前地下街に設置されたカメラの動画像に適用し、断面交通量の推定値を正の数と比較を行い、アルゴリズムの性能を検証する。その断面交通量推定アルゴリズムを図 12 に示す。各カメラの推定には歩行者の重なりが多くないと考えられる日曜日午前 10 時 00 分から 05 分までの 5 分間の動画像データを用いて行った。各カメラ映像の断面交通量の推定結果を表 3 に示す。

表 3 より、正の人数と大きく桁がずれるような推定値は見られなかった。また、水平、垂直、斜断面問わずカメラ③や⑦のように歩行者流の単純な通路においては正の歩行者数に近い値を得ることができた。

しかし、真値との誤差率が 0.2 を超える推定値が散見される。カメラ①、②では、THIPS 断面を通過する時間が短く 8fps のフレームレートではクラスターの時間幅が小さくなるのが原因の一つだと考えられる。カメラ④のように歩行者の動きが複雑な通路になれば、クラスターの重なりや分断が目立つため正の人数から推定値がややずれている。またカメラ⑤のように、特に行き交う歩行者の重なりが頻発すると向きの判別が困難になることがわかった。

以上より、歩行者の重なりがそれほど多くなく、もしくはクラスター領域が明確な動画像データの場合、断面交通量の推定は比較的有効であると考えられる。

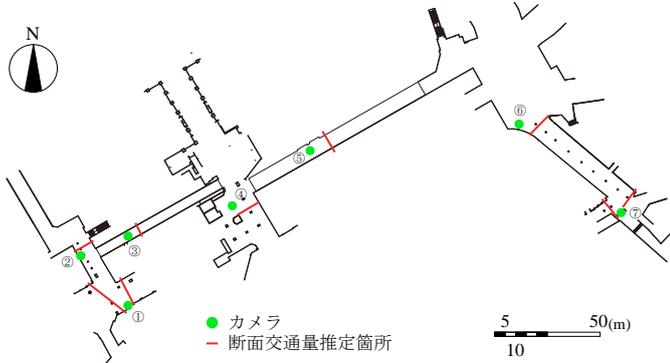


図 11 断面交通量推定箇所

断面交通量推定アルゴリズム	
1	背景画像の入力し、ガウシアンフィルタ処理を施す
2	for 前景画像の入力
3	前景画像にガウシアンフィルタ処理を施す
4	for THIPS線分の設定
5	for THIPS線分上の画素にアクセス
6	フレーム差分法により、各画素のユークリッド距離を計算し、画素値とする
7	設定したしきい値に基づき、画素を二値化する
8	画素を並び替える
9	THIPS・THIPSの二値画像を作成する
10	収縮膨張処理を行う
11	for THIPS上の画素にアクセス
12	ラベリング処理を行い、クラスターを決定する
13	歩行者のリストデータを作成する
14	各リストに応じた歩行者の人数を入力する
15	最小二乗法を用いてフィッティングを行い、ノイズクラスターを削除する
16	歩行者のリストデータを整形する
17	THIPS間のクラスター間距離によりノイズを除去する
18	整数計画法を用いたTHIPS間のクラスターのマッチング
19	マッチング結果からTHIPS間のクラスターを統合し、移動方向を推定する
20	新たな歩行者のリストデータとして結果を出力する。

図 12 断面交通量推定アルゴリズム

表 3 カメラ映像での歩行者の断面交通量の推定結果

カメラ No.	正の歩行者数 (真値)			推定歩行者数 (推定値)			誤差率		
	総交通量	A方向交通量	B方向交通量	総交通量	A方向交通量	B方向交通量	総交通量	A方向交通量	B方向交通量
①-1	344	121	223	289	126	163	-0.16	0.04	-0.27
①-2	120	38	82	131	57	74	0.09	0.50	-0.10
②	169	132	37	195	114	81	0.15	-0.14	1.19
③	155	75	80	158	78	80	0.02	0.04	0.00
④	269	108	161	220	107	113	-0.18	-0.01	-0.30
⑤	273	172	101	321	157	164	0.18	-0.09	0.62
⑥	116	42	74	101	28	73	-0.13	-0.33	-0.01
⑦-1	78	28	50	75	22	53	-0.04	-0.21	0.06
⑦-2	81	37	44	75	33	42	-0.07	-0.11	-0.05
総計	1605	753	852	1565	722	843	-0.02	-0.04	-0.01

8. まとめ

まず、本研究は他のセンサ機器の導入によるデータの取得と比較して既存のカメラの映像を用いており導入コストの面で有益性の高いものであると位置づけられる。ただ、推定できる箇所が限定されていることから、センサを利用した位置情報の取得との併用が考えられる。また、人がその場で交通量を計測する従来の方法に対して、無人かつ時間の制限なく情報を取得できる点においても本研究の優れている点であり、過去の映像からも情報を取得できるのは大きな利点だと考える。

筆者らはカメラ映像から歩行者の時空間情報を時刻歴断面歩行者画像 (THIPS) として一枚の画像で確認することができた。この画像を見るだけでも混雑状況がある程度把握できるようになっている。ただ、プライバシーの面を考慮し、断面交通量として結果を出力できるようにしている。

本研究の課題として、地下街という背景の季節、時間変化が少ない空間を対象としたよりよい背景モデルを作成することがあげられる。また、トラッキング技術を使用しない推定方法の確立という面から推定に至る各段階の処理に関する基礎的要素を多く含んでいる。それら処理の設定条件に関する課題が散見されており、安定した性能を保持できる設定条件を、本論では触れることができなかった他の時間帯における適用を踏まえて確立することが重要である。

参考文献

- 1) 高木尚哉, 瀧澤重志: カメラ映像を用いた地下街歩行者の分布推定方法に関する研究, 第 37 回情報・システム・利用・技術シンポジウム論文集, 報告 H44, pp.263-266, 2014.12
- 2) 木下芳郎, 笹澤正善, 吉田圭一, 石間計夫: 断面交通量を用いたデータ同化による駅コンコースのリアルタイム OD 通行量推計方法 鉄道駅における OD 推計技術に関する研究 その 2, 2015 年日本建築学会大会(関東)学術講演論文集, 歩行流動(1), 5346, 2015
- 3) 合田祥子, 谷口与史也, 吉中進, 瀧澤重志, “大阪駅前地下街の津波避難計画に関する研究”, 日本建築学会大会学術講演梗概集 (近畿), pp.147-148, 2014

質疑回答書

平成 28 年 2 月 24 日
環境図形科学研究室
高木尚哉

以下に、修士論文試問会での質疑に対する回答を記す。

・瀧澤重志准教授（主査）

Q. 本研究と関連の深い既往研究である木下らの「断面交通量を用いたデータ同化による駅コンコースのリアルタイム OD 通行量推計方法」との違い・優位性はなにか。

A. 木下氏らの研究は、既知の断面交通量から未知の OD 通行量をリアルタイムに推計し、混雑状況を把握するものである。対して、筆者の研究はカメラ映像から未知の断面交通量をリアルタイムに推定するという研究であり、推定するものが異なっている。しかし、本研究は木下氏らの研究における入力値となる可能性を持っていると考え、非常に関連性が高いと捉えている。また、木下らはレーザセンサを用いて断面交通量を計測していることから、既存のカメラ映像を用いる点で優位性があると考えられる。

・谷口与史也教授（副査）

Q. 時刻歴断面歩行者画像（THIPS）の作成方法について。

A. この画像は、縦軸に THIPS 線分（通路の幅）、横軸に時間をとる時空間画像と捉えることができる。動画画像から切り取られた画像から対象となる線分を取り出し、線分のみを時刻歴に並びつなげることで、人目で断面を通過する歩行者を把握することができている。このため、通過量からある程度の混雑状況をこの画像を通して確認することができると考えている。

Q. クラスターの補正を行っているが、その補正係数とはどのように算出するのか。各カメラで計算しないといけないのか。

A. 3次元空間から2次元空間に情報が落とされた時の射影変換の行列を用いて算出している。カメラに近づくほど被写体は大きくなることから、同じ歩行者でも位置によって映る大きさが異なる。つまり、立っている画像中の座標から、大きく映る歩行者を小さくする方向に、小さい歩行者を大きくする方向に係数を調整し、クラスターの空間幅に乗ずることで補正を行っており、精度の向上を確認している。また、カメラが異なれば焦点距離や俯角や設置高さなどの条件が異なるため入力する変数が異なってしまう。自動キャリブレーション機能の搭載など、方法を考える必要があると考えている。

・吉田長裕准教授（副査）

Q. 本研究の優位性はなにか。

A. まず、本研究が既存に設置されたカメラの動画データを使用している点において、センサ機器での断面交通量の測定に対しそれら機器の導入コストの面で有益性の高いと考えられる。また、人が限られた時間で測定する従来の手法に対して四六時中リアルタイムに推定することができる面においても優れ

ていると考えられる。また、プライバシー等が問題になるトラッキング技術を用いない手法の開発という面においては、断面交通量推定までの各段階における処理を明確にし、基礎的要素に多く触れた研究であるため、以後の技術開発の基礎資料ともなる。そして、ラフに推定する（どこまでラフなのか、というコメントを頂戴していたが）ことに関して、正確に一人ひとり把握するのではなく、大規模空間での避難計画にはどの空間が多いのか少ないのかが重要な観点になるため、リアルタイム性を重視することを優先している。展望として、本研究では5分間という幅をもたせたものであるためずれが生じているが、リアルタイムに推定すれば、より精度の向上がみられると考えている。

Q. この手の研究において、推定値が少なくなるのが普通だと考えられるが、多くなっているのはなぜか。

A. 本研究では、フレーム差分法という単純な背景差分法を用いているため、どうしても細かなノイズや歩行者クラスターの分断が起き、数が大きくなってしまふ。現段階では収縮膨張処理や外れ値検出、フィッティング処理によりノイズを除去しているが、依然としていくらか残っている。今後、分断したクラスターの統合と複数の歩行者により形成されたクラスターの分割を軸にアルゴリズムを強化構築したいと考えている。

Q. 一般には交通量は平均交通量からポアソン分布で一定時間間隔の交通量を推計できるが、本研究で交通量を推定する意味はあるのか。ポアソン分布にて再現できない部分に利用するのはどうか。

A. 本研究は四六時中動画データから交通量を推定できる点で優位性があるため、ポアソン分布による推定を必要としない。カメラが設置されているのであれば推定は可能であるため、カメラで推定できない箇所をセンサ機器によるリアルタイム推定などを利用することが現実的である。なにより、リアルタイム性があることが重要なテーマと考えている。