

レーザスキャナを用いた群集の追跡および流動の可視化

帷子 京市郎[†] 鈴木 智之[†] 中村 克行[†] 趙 卉菁[†] 柴崎 亮介[†] 仲川 ゆり^{††}

[†]東京大学 空間情報科学研究センター

^{††}JR 東日本研究開発センター フロンティアサービス研究所

本論文では、面的に測距を行うレーザスキャナを用いた群集の追跡手法、及び駅での検証実験により求められた群衆流動の可視化の方法について述べる。提案手法は、複数のレーザスキャナを時間的・空間的に同期させ、計測された歩行者の足断面のレンジデータから複数の歩行者を追跡する。追跡アルゴリズムは、レーザポイントに対して単純な時空間的クラスタリングを行うことで、実時間の処理を可能にしている。さらに得られた多数の軌跡データに対して位置と方向を考慮した三次元的なカーネル密度推定を行うことで、群衆流動の方向や通行密度、サイズといった情報の可視化を行う。また、得られた軌跡に対して OD 別通行量の精度を評価した。

Tracking Pedestrians and Visualization of the Crowds-Flow using Multiple Single-Row Laser Range Scanners

Kyoichiro Katabira[†] Tomoyuki Suzuki[†] Katsuyuki Nakamura[†] Huijing Zhao[†] Ryosuke Shibasaki[†]
Yuri Nakagawa^{††}

[†]Center for Spatial Information Science, the University of Tokyo

^{††}Research and Development Center of JR East Group, East Japan Railway Company

This paper presents a system for tracking pedestrians and visualization of the crowds-flow information using multiple single-row laser range scanners which output 2-dimensional range data corresponding to surrounding targets. In this system, multiple laser range scanners are synchronized on the spatial and temporal basis, and scan multiple pedestrians' feet. The tracking algorithm is a spatio-temporal clustering of laser points of moving targets. In addition, crowds-flow information such as direction, speed, traffic volume, size, are detected in the obtained trajectories using the kernel density estimation. Finally, the accuracy of auto-estimated traffic volume in each OD (Origin-Destination) path is evaluated.

1 はじめに

複数台のレーザスキャナを用いた歩行者の追跡と群集流動の可視化、及び駅コンコースにおける検証実験について報告する。提案する手法は、比較的広範囲な公共空間における群集計測を対象としている。

歩行者の追跡技術は、駅やショッピングモール等における平面計画、マーケティング、セキュリティにおける自動監視において非常に有用な技術であり、特に駅コンコースのような空間では利用者の流動や密度、速度といったモビリティ（移動しやすさ）や、OD（Origin-Destination）を調査することは、利用者の快適性の評価や混雑緩和のための駅構造の設計に有効であり、これまでは人手による人数カウントや OD 調査を行ってきた。人物追跡に係る既往研究としては、ビデオカメラを用いた研究[1-3]が主流であったが、カメラは駅構内のような天井が低く、混雑した広域な環境下では、後述する理由により必ずしも実利用に耐えうる結果は得られていない。一方、人物追跡技術の応用事例として、異常行動の検知に代表される行動認識などが挙げられるが、最近は人物の動きが作り上げる場

の情報を抽出するといった研究[4-10]も発展してきており、例えば Makris らの Semantic Scene Model[4]、Demirdjian らの Activity Map[5]、杉村らの適応的環境属性[6]などがある。これらは抽出した情報自体がユーザの欲する結果である場合や、出力結果を用いることでより安定した追跡や行動認識を行う場合もある。このように、今後は広域かつ高密度な環境における高精度な追跡技術が発展してくると、軌跡データの上位レイヤとなる群集流動情報や滞留・混雑地帯の分布といった、よりマクロな情報の抽出が重要視されてくると予想できる。しかしながら、駅構内のような非常に混雑した環境下で、このようなマクロな情報を抽出している研究事例はまだ殆ど見当たらない。

そこで本論文では、このようなマクロな情報を抽出することに主眼を置いて説明する。まず 2, 3 節にて使用するセンサの概要及びレーザスキャナを用いた人物追跡手法について述べ、4 節にて断片軌跡の OD を推定するための軌跡接合方法、5 節にて群集流動の抽出・可視化について述べる。また 6 節にて本提案手法の精度を検証するために実施した JR 駅構内における実験結果について述べる。

2 計測システム

2.1 使用するセンサ

使用するレーザスキャナは、独 SICK 社の LMS-200 である。センサの仕様を表 1 に示す。このセンサはレーザ光の伝播時間により測距を行うものであり、内部の回転鏡により 180°の計測範囲を 0.5°刻みで計測する。計測距離は最大 30m である。スキャン周期は計測角及び角度分解能により決定されるが、本論文で用いた設定は 37.5Hz である。使用するレーザ光はクラス 1A であり、目に入射しても安全な強度のレーザパルスを用いている。

レーザスキャナの利点としては、広範囲計測、物体までのダイレクトな測距、照明条件にほぼ影響を受けないといった点である。これまでの人物追跡は、主にカメラを用いた技術が発展してきたが、カメラは外乱光の影響を受けやすかったり、プライバシー保護の理由により設置自体が難しかったりする場合もある。また、人物同士の隠蔽による追跡失敗は、特にカメラを斜めに撮影した場合に顕著になる。後述するようにレーザスキャナは人物の足首のみを狙うため、比較的隠蔽が発生する面積が少なく、カメラに比べ群集の計測に頑健である。加えて、レーザスキャナから得られるレンジデータは単純な幾何構造であるため、複数台のレーザ座標系を統合する事も比較的容易で、カメラでは実現が困難な複数台の統合による広範囲計測と隠蔽領域の緩和が可能である。

表 1 SICK LMS-200 の仕様

項目	仕様
計測距離 [m]	30
観測範囲 [deg]	180
角度分解能 [deg]	0.5
距離分解能 [cm]	1.0
測定間隔 [ms]	26.7
システム誤差 [cm]	4.0
光の波長 [nm]	905
レーザ保護クラス	1A



図 1 レーザスキャナによる歩行者計測の様子

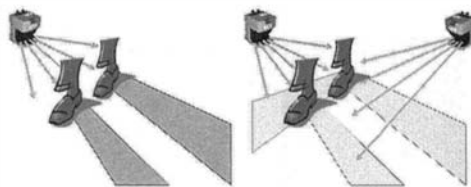


図 2 複数台のレーザスキャナによる隠蔽の緩和

提案手法では、レーザスキャナを床上に設置し、計測面を床から約 16cm の高さで地面と平行にスキャンするように構成する (図 1)。類似の研究として A. Fodらの研究[11]があるが、A. Fodらが腰の高さを狙っているのに対して、本論文では最も断面積の小さい足首を狙うことで、隠蔽を最小化し、手の振りや身長の違いといった外乱要因を抑えている。

2.2 マルチレーザスキャナ

本論文では、広範囲の計測および隠蔽領域の緩和を目的として、複数台のレーザスキャナを同期させて計測を行う。レーザスキャナは、歩行者の足や壁にレーザ光が当たると、その向こうは隠蔽領域としてデータが取得できない。したがって、図 2 のように複数台のレーザスキャナで異なる位置から計測を行うことで、隠蔽領域の緩和が期待できる。

それぞれのレーザスキャナは、レーザ照射面が同一平面となるように調節する。各レーザスキャナはクライアント PC にて制御され、クライアント PC は LAN によりサーバ PC とネットワークを構成する。レーザスキャナから取得されたレンジデータは、直ちにサーバ PC に転送され、後で実験環境を再現するためにレンジデータを保存する場合、各フレームのレンジデータにタイムスタンプを付与してファイルに保存する。時刻同期はサーバ PC を NTP サーバとして起動し、各クライアント PC の内部時計をサーバ PC と定期的に同期させておくことで、時刻同期を実現する。

次に幾何的なキャリブレーションを行い、各レーザのローカル座標系を世界座標系へ変換・統合する。レーザスキャナから得られる生データは、スキャン開始角度から 0.5°ステップで順に格納された距離値であるので、まず初めにこれを極座標系から平面座標系に変換する。また、各レーザスキャナは同一平面をスキャンするように構成されているため、計測範囲が重複する領域の幾何情報は一致する。このために参照用のオブジェクトを用いても良いが、大抵の場合は壁や柱のエッジ形状が得られていれば十分である。この情報を

頼りに、重複する形状を合わせるように回転・平行移動を司る二次元ヘルムート変換(式(1))を行い、目視にて各座標系を統合する。

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} \quad (1)$$

ここで、 x, y はローカル座標系における位置、 α は原点からの回転角、 $\Delta x, \Delta y$ は原点からのシフト量、 X, Y は変換後の世界座標系における位置である。この操作を行うインターフェースは計測プログラムに実装しており、センサの数が増えても容易な統合操作が可能である。

3 人物追跡

3.1 動体抽出

レーザスキャナから出力されるレンジデータには、静止物体（主に壁や柱など）及び移動物体（主に歩行者の足）が含まれるため、まず静止物体、すなわち背景情報を抽出する。静止物体に当たるレンジデータは、しばらくの間その値をほとんど変化させないため、ある程度データを蓄積してからサンプリング角毎に距離の最頻値を計算することで、背景情報が得られる。この背景情報の生成後に、新規レンジデータに対して背景差分を行うことで、移動物体のみを抽出する。

3.2 時空間クラスタリング

本論文にて提案する人物追跡手法は、将来予測を入れない単純な時空間的なクラスタリングによって実現する。これまで中村らが行ってきた研究[12,13]では、詳細な歩行モデルに基づいたカルマンフィルタを用いることで人物追跡を行ってきた。この方法は足振り位相などの詳細な歩容特徴が計算できる反面、隠蔽により片足しか計測できない場合や、ロングスカートや杖を持った歩行者などに対するモデルの不適合が原因で、追跡の失敗が多く見受けられた。そこで本論文では、このような失敗を踏まえ、さらに実時間の処理に耐えるシステムを考案する。

背景差分によって抽出された動体データは、駅空間のような場所では殆どが歩行者の足に当たったデータとみなせるので、以後、動体データは歩行者のみから構成されると仮定して説明する。ただし、必ずしも2本の足が見えている必要はなく、杖やバッグといった外乱の影響にも柔軟に対処する。

通常、歩行者の足にはレーザポイントが数点当たるため、これらのレーザポイントをクラスタリングし、一人の歩行者を抽出する。時空間クラスタリングの処理の流れを以下に示す。

- (1) 現在の全レーザポイントをテーブルに登録し、各格子のセントロイドを求める。
- (2) 前回のクラスタリング情報を基に、同一人物に対応する部分クラスタにIDを付与し、以後、IDが付与された部分クラスタはテーブルから削除する。
- (3) IDが付与された部分クラスタをseedとして、IDが付与されていない周囲の部分クラスタを再帰的にマージしてクラスタを成長させる。
- (4) テーブルに残った部分クラスタに対して、(3)と同様に周囲の部分クラスタを再帰的にマージし、これを新規登場クラスタとして登録する。

まず、動体抽出された全レーザポイントを要約するために、計測領域を2次元の $M \times N$ 個の格子に分割し、このテーブルにレーザポイントを登録することで、同じ格子内のレーザポイントを部分クラスタとしてまとめて扱う。一つの格子のサイズは $10\text{cm} \times 10\text{cm}$ とし、一つの格子内に複数のクラスタが存在しない十分小さなサイズとした。また、このように格子に分割してデータをラスタ化することで、周囲のクラスタリング対象の検索が高速化できる。

次に、各格子内のレーザポイントのセントロイド(重心)を求め、この点を部分クラスタの代表点として扱う。クラスタリングは、ある部分クラスタのセントロイドを中心として、周囲8グリッドに存在する部分クラスタのセントロイドとのユークリッド距離を比較し、その差が閾値 σ 以下であれば同じクラスタとしてマージする。この閾値は経験的に 20cm とした。周囲8グリッドの探索を終えたら、マージした各部分クラスタを中心として、同様の処理を再帰的にを行い、クラスタを成長させることで一つのクラスタを生成する。ただし、上記(2)、(3)の処理は最初のフレームにおいては処理しない。これを全ての部分クラスタに対して行うことで、クラスタリングを達成する。各歩行者の位置は、生成されたクラスタの重心座標とした。

2 フレーム以降では、前回のフレームとの対応を考慮してクラスタリングを行う。レーザスキャナは毎秒 37.5Hz の高速なスキャン周期を有しているため、歩行者の通常速度では、同一人物に当たるレーザポイントは前後のフレームにて多少のオーバーラップする領域が存在する。したがって、前回のクラスタが占める

領域にレーザポイントが存在する場合、これらを同一人物として扱う。すなわち、前回のフレームにて求められた各クラスタの ID 情報を格子以上に持たせておき、これらの格子に含まれる現在のレーザポイントには、該当するクラスタ ID を付与する。これらの ID が付与された部分クラスタを *seed* として、ID が付与されていない周囲の部分クラスタを検索し、上記と同様に再帰的にマージしてクラスタを成長させる。

このようにして同一 ID のクラスタの重心を延長させていくことにより、位置の時系列データ、すなわち移動軌跡情報を得る。この方法は非常に単純であるが、厳密な歩行モデルを定義するよりも外乱やデータ欠損などに柔軟に対応でき、レーザスキャナ自体の高精度な距離計測、高速なスキャン周期により、大抵の環境で十分な追跡精度が期待できる。

4 断片軌跡の結合

既往の追跡技術は、隠蔽等の原因で追跡処理が失敗すると、軌跡が途中で断絶して異なる ID が付与されるため、再び同一人物を同定することが困難な状況も少なくなかった。本論文による追跡手法でも、隠蔽によるデータ消失や非常に近接した 2 人の歩行者が 1 人にマージされるといったことが原因で追跡が失敗し、再度追跡を実行することで同一人物でも異なる ID が付与される状況が存在する。レーザスキャナの欠点は、得られるデータは単純なレンジデータのみであるので、一度追跡が失敗すると個人の同定は非常に困難である。また、OD 調査の為には、入り口から出口まで軌跡が繋がっている必要がある。このような断絶した軌跡を結合するために、以下に示すアルゴリズムにて断片軌跡の結合を試みた。

図 3 に示すように、軌跡が切れた瞬間の点を P_1 、その時の時刻を T_1 とし、軌跡が現れた瞬間の点を P_2 、その時の時刻を T_2 とする。また、 P_1 における速度ベクトルを v_1 、 P_2 における速度を v_2 、 P_1 と P_2 を結ぶ線分を成すベクトルを v_0 とする。ここで各ベクトルのノルムは 1 とする。これらの変数を基に、以下の 2 つの条件を満たす軌跡の組を結合候補として抽出する。

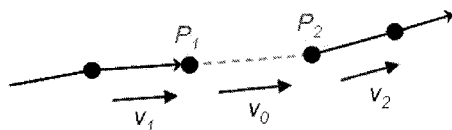


図 3 断絶した軌跡間のベクトルの定義

条件 1 :

$$\Delta T = T_2 - T_1 < T_{thd}$$

条件 2 :

$$DirCorr_1 = \langle v_0, v_1 \rangle > 0$$

$$DirCorr_2 = \langle v_0, v_2 \rangle > 0$$

$$DirCorr = DirCorr_1 \cdot DirCorr_2 > DirCorr_{thd}$$

ここで $\langle \cdot, \cdot \rangle$ はベクトルの内積である。本論文では、 T_1 と T_2 の時間差の閾値 T_{thd} を 7.5 秒、 v_1 と v_2 の成す角の閾値 $DirCorr_{thd}$ を 0.5 とした。すなわち、 P_1 から P_2 にかけて 7.5 秒以上離れているか、あるいは 90° 以上曲がる軌跡に対しては結合候補から除外することとした。

次に、図 4 に示すように、 PP_1 を P_1 から $v_1 \cdot \Delta T$ だけ進んだ点、 PP_2 を P_2 から $v_2 \cdot \Delta T$ だけ戻った点とし、 $P_1 P_2$ 間の距離 $dist$ を以下のように定義する。

$$\begin{aligned} dist_0 &= |P_2 - P_1| \\ dist_1 &= |P_2 - PP_1| \\ dist_2 &= |P_1 - PP_2| \\ dist &= \min(dist_0, dist_1, dist_2) \end{aligned} \quad (3)$$

以上のように定義した ΔT 、 $DirCorr$ 、 $dist$ をパラメータとした応答関数をそれぞれ式(4)-(6)のように定義し、これらに重み付けした線形結合を断片軌跡間の結合コストとして定義する (式(7))。

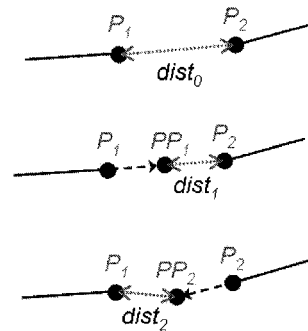


図 4 軌跡間の距離の定義

$$f_1(\Delta T) = \frac{\Delta T}{T_{thd}} \quad (4)$$

$$f_2(DirCorr) = \frac{1 - DirCorr}{1 - DirCorr_{thd}} \quad (5)$$

$$f_3(dist) = 1 - \frac{1}{dist + 1} \quad (6)$$

$$ConnectCost = \alpha_1 f_1(\Delta T) + \alpha_2 f_2(DirCorr) + \alpha_3 f_3(dist) \quad (7)$$

ここで α_1 , α_2 , α_3 はそれぞれ結合コストに対する寄与率であり, 本論文では全て1とした. このように定義した結合コストを結合候補の断片軌跡の集合に対して計算し, 結合コストが最小となる軌跡の組と結合を行う.

5 群集流動の抽出・可視化

本節では, ここまでの処理により得られた軌跡データの集合に対して, 群集流動情報を抽出し, 可視化を行う. 群集流動を表現するには様々な方法が考えられるが, 本論文では特に群集流動の方向, 面的な広がり具合, 通行量, 密度といった情報を抽出し, かつ時系列上にその変化が捉えられるように可視化を行う. また, 駅や展示会場のような空間では, 広告, 展示物のレイアウトや時間帯に応じて流動の形態が常に変動するため, 流動を抽出する時間帯や時間スケールをフレキシブルに調整できるようにする必要もある.

そこで本論文では, 追跡処理により得られた軌跡データに対して, 図5に示すように軌跡の節点(ノード)における位置 p_i および x 軸との成す角 α_i を求め, 図6のように軌跡ノードのベクトルを位置及び方向をパラメータとした3次元空間に投影する.

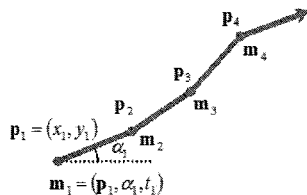


図5 軌跡ベクトルの定義

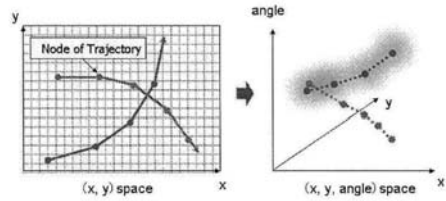


図6 軌跡ベクトルの $(x, y, angle)$ 空間への投影

さらに $(x, y, angle)$ 空間に投影した点群に対して, カーネル密度推定法により点密度を計算する. カーネル密度推定法とは, サンプルデータに対するノンパラメトリックな確率密度分布の推定法であるが, 点データの空間的分布密度を滑らかな曲面として表現する一手法である. サンプル点を n 個の独立なベクトル x_1, \dots, x_n とすると, カーネル密度推定量 $\hat{f}_h(x)$ は以下の式によって表される.

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (8)$$

ここで, $K(\cdot)$ はカーネル関数を表し, h はバンド幅, d は次元(本論文では3)を表す. 本論文ではカーネル関数を3次元ガウスカーネルとして用いる. このように計算された結果は, 通行量が多く, かつ同じ方向に向かって流れる軌跡群に対してはより高い密度として計算される. このようなカーネル密度推定法による群集流動の抽出は, 定量的な通行量の推定には向かないが, 軌跡が入り口から出口まで完全に繋がっている必要は無く, 断片軌跡を有効に利用できる.

次に群集流動の時間変化を抽出する為に, リーキーバケットアルゴリズムを適用する. リーキーバケットアルゴリズムとは, あるバッファに存在するデータに対して, 一定間隔で減算していく処理である. バッファに対する加算する値及び一定間隔で減算していく値を調整することにより, 過去の履歴を遡ることなく過去のデータを任意の時間間隔で考慮することができる. 例えば過去10秒間の軌跡情報を考慮したい場合, ガウスカーネルにて加算する値を10とし, 1秒おきに1ずつ減算していくことにより, 過去10秒間における流動情報を抽出することができる. このような処理はリアルタイムに流動情報を調査したい場合に有効である.

このようにして得られた群集流動情報は、位置(x, y)、方向、密度(通行量)の4次元情報であるが、これを効果的に可視化するために、位置(x, y)における通行量をz軸方向(高さ方向)に表現し、方向に対しては色分けして表現する。さらに、ある位置(x, y)における角度の分散が大きい地帯は、同時に複数の流れが存在しているとみなせるので、角度の分散値が高い地帯をハイライトすることにより、衝突が置きやすい場所として表現することもできる。

6 実験

6.1 実験概要

実環境における提案手法の有効性を評価するために、東京都内の某 JR 駅にて実験を行った。計測を行ったコンコースの広さは、約 60m×30m であり、通勤ラッシュ時には同時に 200 人規模の歩行者で占められる。計測したコンコースの平面図及びセンサの配置を図 7 に示す。計測に使用したレーザスキャナは計 8 台である。図に示すように計測領域にはいくつかのプラッ

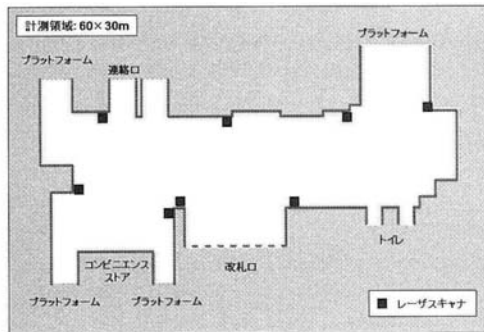


図7 駅コンコースにおけるレーザスキャナの配置図



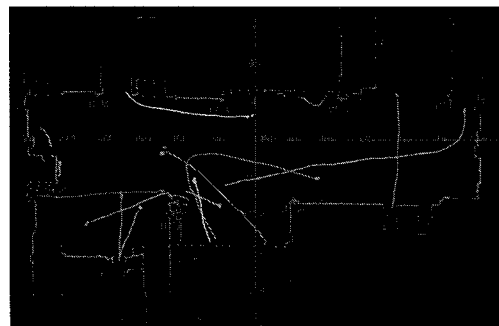
図8 駅コンコースにおける通勤ラッシュの様子

トフォームへの連絡口や、改札口、コンビニエンスストア、トイレといった利用者の出入り口が存在するため、駅の設計や管理の為に利用者の人数カウントやODを計測することが重要視されている。計測した時間帯は朝のピーク時を含む早朝から正午までで、電車の停車時には電車から降りた群衆が一斉に現れ、極端に通行量が多くなる時間帯や場所が存在する。図8は通勤ラッシュ時における混雑の様子である。

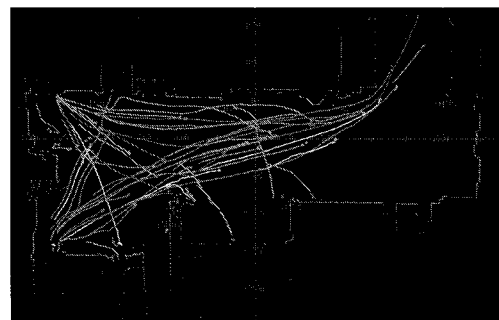
レーザ座標系を統合するには、レーザ照射面が同一でなければならないため、センサの設置には十分に注意する必要がある。本実験においては、TOPCON社製のレーザ探知機を用いてレーザ照射面の高さを1台のレーザスキャナにつき2から3地点にて確認し、全ての計測面が同一となるように調整した。

6.2 歩行者の追跡結果

図9は混雑状況が異なる時間帯での追跡結果を示している。ここで、線状のシンボルは歩行者の軌跡を表しており、周囲を取り巻くラインは壁などの背景情報を表している。



(a) 非混雑時(午前7:04)



(b) 混雑時(午前7:01)

図9 歩行者追跡結果

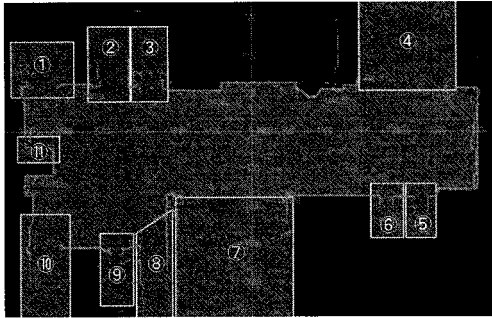


図 10 計測領域内の出入り口におけるエリア設定

検証に使用した時間帯は、比較的混雑した状況と非混雑時の状況が混在する午前 7:00 から午前 7:05 の 5 分間である。図 9(a)は非混雑時 (7:04) における 14 人の追跡結果、図 9(b)は混雑時 (7:01) における 69 人の追跡結果である。混雑した状況下でも良好に追跡できていることが分かる。

次に、図 10 に示すように駅コンコースの出入り口に対して 11 のエリアを割り当て、それぞれのエリアからの進入・退出までが完全に得られた軌跡に対して真の OD との精度を検証した。ここで、真の OD を測るために、レーザデータから全歩行者を目視にて追跡することで、真の OD を求めた。まず、比較的混雑している午前 7:00:00 から 7:02:30 までの 2 分 30 秒間における真の歩行者の数は、314 人であった。これに対し、追跡処理によって完全に OD が計測でき、真の OD と一致した歩行者の数は 190 人で、60.5%の歩行者に対して完全に追跡できた。次に、4 節で述べた断片軌跡の結合処理を行った結果、255 人の OD が真の OD と一致し、全体の 81.2%の歩行者が完全に追跡でき、20.7%の精度向上が確認された。

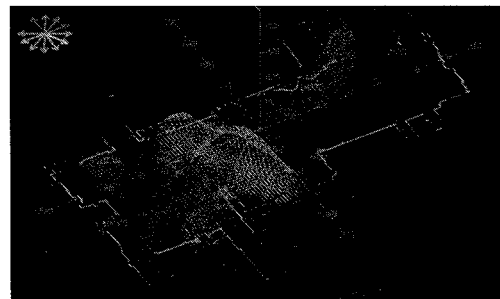
また、非混雑時の午前 7:02:30 から 7:05:00 までの時間帯においては、真の歩行者の数は 63 人で、追跡処理によって真の OD と一致した歩行者の数は 50 人であり、79.4%の歩行者が完全に追跡できた。また、軌跡結合処理を行った結果、56 人が真の OD と一致し、88.9%の精度が確認された。尚、追跡に成功した間における平均時間は 13.1 秒で、平均追跡距離は 14.6m であった。

6.3 群集流動の抽出結果

追跡処理によって得られた軌跡データに対して、5 節で述べたカーネル密度推定法により計算された群集流動を視覚化したものが図 11 である。ここで用いたカーネルのバンド幅は、経験的に 2.5m とした。図 11(a)は、午前 7:07 における 10 秒間の流動を可視化したもので、リーキーバケットによる過去の軌跡情報を考慮する時間間隔を 10 秒として計算したものである。図 11(b)は午前 7:00 から 7:10 までに得られた全軌跡情報を基に計算した 10 分間の平均流動を可視化したものである。図に示すのは、z 軸方向 (高さ方向) に通行密度が対応しており、山が高いほど密度が高い。また図左上に示す矢印は、流動の流れる方向に対応した色表現を表している。



(a) 過去 10 秒間の軌跡の履歴に基づいた流動



(b) 10 分間の全軌跡情報を基にした平均流動

図 11 群集流動の抽出結果

表 2 追跡処理および軌跡結合処理による追跡成功率

検証に使用した時間帯	真の歩行者数	追跡処理によって完全にODが一致した数	軌跡結合処理によって完全にODが一致した数
AM7:00:00-AM7:02:30 (混雑時)	314	190 (60.5%)	255 (81.2%)
AM7:02:30-AM7:05:00 (非混雑時)	63	50 (79.4%)	56 (88.9%)

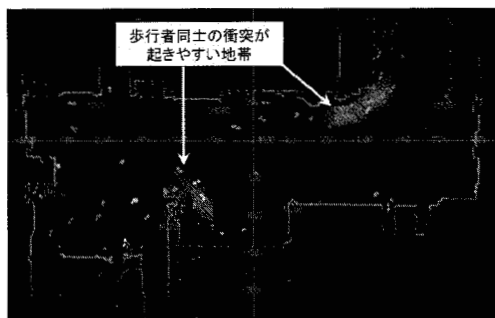


図 12 流動情報から求められた衝突危険地帯

図 12 に示すのは、午前 7:07 における 10 秒間の流動情報から各位置における角度の分散を計算し、分散値がある閾値以上の地帯を抽出した結果である。すなわち、様々な方向の流動が入り乱れる地帯は、衝突が起きやすい場所として捉えることができる。このような地帯も時間帯によって変動が起こるため、流動を抽出する時間スケールを調整できるようにすることは重要である。

6.4 考察

本論文における追跡手法は、時空間クラスタリングによる単純な処理のため、厳密な歩行モデルが不要で、杖やバッグといった外乱、あるいは隠蔽による片足のみのデータにも柔軟に対応することができ、百人規模の群集においてもある程度の精度でリアルタイムに処理することができる。しかしながら、追跡失敗の原因として、非常に近接した二人組を一人として認識する場合もあり、クラスタリングの手法や時系列上で矛盾の少ない人数推定の方法などを検討する必要がある。非混雑時における追跡精度は比較的良好であったが、混雑する時間帯や場所に応じてより高度な追跡処理を加えることで、周囲の状況に適応的な追跡処理が可能であると考えられる。

一方、群集流動の抽出結果は、視覚的に分かりやすい表現を試みたが、定量的な判断が難しく、得られる通行密度は相対的な評価にしかならない。しかし、追跡の失敗による断片軌跡も有効に使える点で価値がある。今後は、歩行者の速度なども考慮したモビリティのモデルを構築し、駅空間などにおける快適性の評価を行っていきたい。また、追跡結果から学習した群衆のモビリティモデルを用いて、より高精度な追跡や OD の推定を行うことが可能であると考えられる。併せて今後の課題としたい。

7 まとめ

本論文では、床に設置した複数台のレーザスキャナから得られるレンジデータに対し、時空間的なクラスタリングを行って歩行者を追跡し、得られた移動軌跡データに対してカーネル密度推定を行うことで群集流動を抽出し、視覚化した。また、追跡の失敗による断片軌跡の接合を試み、OD 別通行量の精度を検証した。提案手法は、駅や展示場など広域な空間における群集流動の計測に有効であると考えられる。また、本手法はプライバシー保護にも有効であるため、ビデオカメラの設置が困難な場所でも計測を行える可能性がある。

参考文献

- [1] I. Haritaoglu, D. Harwood, L. S. Davis, "W4: Real-time surveillance of people and their activities", IEEE Trans. PAMI, vol.22, no.8, pp.809-830, 2000.
- [2] T. Zhao, R. Nevatia, "Tracking multiple humans in complex situations", IEEE Trans. PAMI, vol.26, no.9, pp.1208-1221, 2004.
- [3] C. Curio, J. Edel brunner, T. Kalinke, C. Tzomakeas, W. von Seelen, "Walking pedestrian recognition", IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems, vol.1, no.3, pp.155-163, 2000.
- [4] D. Makris, T. Ellis, "Learning Semantic Scene Models from Observing Activity in Visual Surveillance", IEEE Trans. SMC Part B, vol.35, pp.397-408, 2005.
- [5] D. Demirdjian, K. Tollmar, K. Koile, N. Checka, T. Darrell, "Activity maps for location-aware computing". Proc. of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 2002.
- [6] 杉村大輔ら, "行動履歴を反映させた適応的環境属性を伴う三次元人物追跡", 情処学 CVIM 研法, 156, 2006.
- [7] W. Hu, X. Xiao, Z. Fu, D. Xie, T. Tan, "A System for Learning Statistical Motion Patterns", IEEE Trans. PAMI, vol.28, no.9, pp. 1450-1464, 2006.
- [8] N. Brandle, D. Bauer, S. Seer, "Track-based Finding of Stopping Pedestrians - A Practical Approach for Analyzing a Public Infrastructure", Proc. of the IEEE ITSC, pp.115-120, 2006.
- [9] W.E.L. Grimson, C. Stauffer, R. Romano, L. Lee, "Using Adaptive Tracking to Classify and Monitor Activities in a Site", cvpr98, pp.22. 1998.
- [10] C. Stauffer, W.E.L. Grimson, "Learning Patterns of Activity Using Real-Time Tracking", IEEE Trans. PAMI, vol.22, no.8, pp.747-757, 2000.
- [11] A. Fod, A. Howard, M.J. Mataric, "Laser-based people tracking", Proc. IEEE Conf. on Robotics and Automation, pp.3024-3029, 2002.
- [12] 中村克行ら, "複数のレーザレンジスキャナを用いた歩行者トラッキングとその信頼性評価", 信学論(D-II), vol.J88-D-II, no.7, pp.1143-1152, 2005.
- [13] H. Zhao, R. Shibasaki, "A real-time system for monitoring pedestrians", Proc. of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 2005.