

障害物の存在する空間における レンジスキャナを用いた人流モデル化手法の提案

和田 悠 佑^{†1} 中村 嘉 隆^{†2} 東野 輝 夫^{†1}

人流情報は様々なサービスに応用が可能であり, その有用性が高い. 人流を計測する手法には様々な方法があるが, レンジスキャナを用いる方法が注目を集めている. しかし, レンジスキャナは障害物の影響を強く受けるため, 計測領域内の全ての歩行者の動向を完全に計測することは難しい. そこで, 本稿では個々の歩行者の動向ではなく一定の大きさの区画毎の人口密度に注目して人流を予測し, 人流を流量と流れの向きをもったフロー形式でモデル化する手法を提案する. 実際に地下街で行った実測実験の結果を提案手法により解析し, 実測データから人流モデルが実際に生成できることを示した. また, 評価用の仮想シナリオデータを用いて提案手法を評価し, 平均約 80% の精度で正しく再現できていることがわかった.

A Method for Modeling of Pedestrian Flow in the Obstacle Space Using Laser Range Scanners

YUSUKE WADA,^{†1} YOSHITAKA NAKAMURA^{†2}
and TERUO HIGASHINO^{†1}

The measurement of the pedestrians' movement has high utility, because many efficient services can be provided for pedestrians with the measurement data. There are some techniques to measure pedestrian traffic, and especially the method to measure pedestrian traffic with laser range scanners attracts considerable attention recently. However, the lines of sights of the laser range scanners are obscured by obstacles. Therefore, it is difficult to completely capture all the pedestrians' movement in the target area. In this paper, we propose a method that estimates pedestrian traffic from sectional population density instead of individual pedestrians' data. Our method also generates pedestrians' flow. We have evaluated the proposed method with ideal scenario data. The experimental results have shown that our method could reproduce pedestrian traffic with about 80% accuracy.

1. ま え が き

近年のセンシング技術の発展に伴い, 実世界における様々な事象を計測し, 計測データを利用したサービスを提供することが可能となってきた. このような例として, 実世界の事象をデジタルデータとして収集・解析し, 解析データを実世界に役立てることができるようなシステム (サイバーフィジカルシステム) が注目されている. 各種センサによる多様なサイバーフィジカルシステムのサービスを利用したスマートな社会の構築が, 今後の情報通信技術における新たな課題の一つとなってきた.

計測対象となる事象のうち, 近年注目されているのが歩行者の移動の流れ (以降, 人流とよぶ) である. 道路や地下街などにおける歩行者の通行量やその動線などの人流情報は, 様々なサービスの提供方針決定や人流制御に利用可能であり, 重要な情報となってきた.

人流計測の方法としては, カメラを用いて撮影した動画像を処理して歩行者のトラッキングを行う方法が主流であるが, 設置コストや画角の問題, 計測対象となる歩行者のプライバシーの問題がある. これに対し, 人流の大まかな傾向を低コストで計測したいというニーズから, レンジスキャナによる人流の計測が注目を集めている. レンジスキャナは広範囲を高速にスキャンすることが可能であるという特徴があり, センサが取得する計測データはセンサに対する方向と距離で表される計測対象の位置情報のみであるため, 計測対象となる歩行者の個人情報を侵害するおそれが少ない. また, データサイズは映像等と比べると小さくなるため計算コストも比較的小さい. しかし, レンジスキャナはオクルージョン (センサの見通しを邪魔する障害物) により計測対象を見失いやすく, 計測領域内の全ての歩行者の行動を完全に計測することが難しい.

そこで, 本研究では個々の歩行者の位置データではなく, 区画毎の人口密度に注目して人流を予測し, 計測領域内の全ての歩行者の行動をレンジスキャナで完全に捉える必要なく人流モデルを作成する手法を提案する. 提案手法では, 計測領域を一定の大きさの区画に分割し, レンジスキャナを用いて各分割領域内の歩行者の数をカウントして人口密度を求め, 人口密度の大小から歩行者が通ったであろう経路を予想して人流モデルを生成する. 人流モデルは移動を示すフローの形式で流量と流れの向きを表す.

^{†1} 大阪大学 大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

^{†2} 公立はこだて未来大学 システム情報科学部

Faculty of Systems Information Science, Future University Hakodate

2. 関連研究

2.1 人流計測手法

歩行者のトラッキングを行うには様々な手法がある。例えば、ビデオカメラを用いて撮影した動画像に対し画像処理を行うことでトラッキングを行う方法がある。文献¹⁾では、ステレオビジョンカメラを用いて、歩行者の頭部を自動で認識・トラッキングすることで人流を計測している。しかし、カメラを用いた計測はデータ量が多く計算コストが高い。また、プライバシーの観点から、カメラの設置自体に制限がかかることもある。

歩行者のトラッキングを行う別の手法として、各歩行者にユニークな ID を発信する RFID タグを持たせる方法がある^{1),2)}。ID レシーバの位置と歩行者の端末が発信する ID の受信の有無を利用して、歩行者の位置を推定し、トラッキングを行う手法である。各歩行者が固有の端末を所持することになるため、歩行者のトラッキングだけでなく様々な用途に応用可能であり、ユビキタスサービス技術として注目を集めている。しかし、RFID タグを用いたトラッキングには、各歩行者が固有の ID を発信する端末を持ち、ID を受信するレシーバが十分に配備されているという環境を構築しておく必要がある。計測領域を限定した上で通路や出入口の通過人数だけをカウントし、各出入口の流量から全体の人流を推定するという手法もある。文献¹⁾では、カウント要員を配置し通路を通過する人数をカウントしている。しかし、計測手段がオクルージョンの影響を受ける場合には、通行量が多くなるにつれて正しく計測されない歩行者の数が増えるという問題がある。また、通路を通る歩行者の数だけを計測しているため、広場内で立ち止まる等の行動は検出することができない。レンジスキャナを使用して歩行者のトラッキングを行う手法^{3),4)}では歩行者の足首付近をレンジスキャナを用いて計測し、計測した足首の移動パターンから二足歩行の歩行リズムを検出するなどして歩行者のトラッキングを行う手法が提案されている。しかし、計測対象すべてが歩行者であると想定しているため、地下街など実際の環境で用いた場合、例えばカスター付きバッグの存在などに影響される可能性があり、計測方法に工夫が必要となる。

2.2 人流モデル生成手法

人流モデルの生成は、主にモバイルワイヤレスネットワークなどのシミュレーションを行う場合に使われている。擬似的なノード移動モデル(モビリティモデル)としては、Random Way Point モデル⁵⁾のような単純なものがよく用いられている。近年では、Random Way Point の亜種にあたるモビリティを提案する研究がいくつか行われている⁶⁾⁻⁹⁾。

また、観測データと地理情報から現実的なモビリティを合成するモビリティモデルも多数

提案されている。たとえば、文献¹⁰⁾では建物(障害物)による電波の遮断を再現する領域のモデルと、ノードが建物を回避するモビリティモデルを導入している。また、文献¹¹⁾ではシミュレーション領域を住宅地やビジネス街など特徴に応じていくつかのゾーンに区分し、ゾーン単位でのノード種別ごとの密度の変遷を既存の交通計画手法を用いて推定している。また、文献¹²⁾では Weighted Way Point (WWP) モデルを提案している。喫茶店や大学などのある程度人の多い領域を定義し、各領域での滞在時間の分布と領域間の遷移確率を与えることによって、マルコフモデルを用いて領域間のノードの移動をモデル化している。また文献¹³⁾では、無線ネットワークのトレースからユーザの移動を推定し、推定した移動から生存時間や主要な建物間の遷移確率などモビリティの特徴を示すいくつかのメトリクスを抽出、さらに抽出したメトリクスに基づいたシミュレーション用のモビリティモデルの提案を行っている。Time Slot Urban Pedestrian Flows モデル¹⁴⁾は与えられた道路構造上で現実的な移動経路を見積もり、与えられた密度を満たすように各経路の通行量を導出するモデルである。

提案手法では、実際にレンジスキャナで計測したデータを用いて、現実的な歩行者のモデルを作成する。レンジスキャナは障害物の影響を強く受けるため、個々の歩行者の移動ではなく人口密度に着目して歩行者の移動を推定する。これによって、レンジスキャナで歩行者を完全にトラッキングできていない場合でも、モデルの作成が可能となる。

3. レンジスキャナを用いた人流計測

3.1 レンジスキャナの特徴

レンジスキャナは、レーザー光の伝播時間を用いてセンサから対象物までの距離を計測することができるセンサであり、広範囲を高速にスキャンすることが可能であるという特徴がある。ただし、レンジスキャナには、計測対象である歩行者が柱などの物陰や別の歩行者の陰に隠れてしまうと計測対象者を見失ってしまうという欠点(オクルージョン問題)がある。

実際に人流計測に使用したレンジスキャナは、北陽電機株式会社の UTM-30LX¹⁵⁾である。センサの仕様を表1に示す。このセンサは30m、270°という広範囲を計測可能である。また、計測対象のトラッキングを行うことも可能である¹⁶⁾。人間の腰のあたりの高さにはセンサを設置することを想定し、腕や鞆などの影響を除くため、腰の幅程度の物体を人間と認識させている。この部分の動きを追跡することで、歩行者のトラッキングを実現している。

3.2 先行実験

大阪市北区の地下鉄梅田駅付近に広がる地下街「Whity うめだ」内の「プチシャンモール」

表 1 UTM-30LX の仕様
Table 1 UTM-30LX SPEC

項目	仕様
計測距離	0.1 ~ 30m
観測角	270 °
分解能	ステップ角; 0.25 °
測定間隔	25ms/scan
測定精度	0.1 ~ 10m: ± 30mm, 10 ~ 30m: ± 50mm
外形寸法	W60 × D60 × H87 mm
質量	370g

と「ノースモール 1」の境目にある広場にて計測実験を行った。実験は 4 台の UTM-30LX を使用して同期計測を行った。実験領域とレンジセンサの設置位置を図 1 に示す。図 1 中のオレンジ色の円柱が設置したレンジスキャナを表し、ベージュ色の部分が観測可能かつ歩行者が移動可能な範囲を表している。また、無人状態では図 2 のように壁や柱などの障害物のみが観測されている。

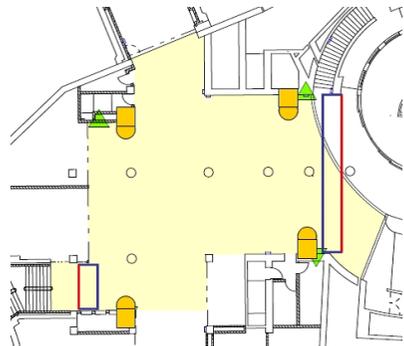


図 1 実験領域とレンジスキャナの設置位置
Fig.1 Installation Position of Laser Range Scanners

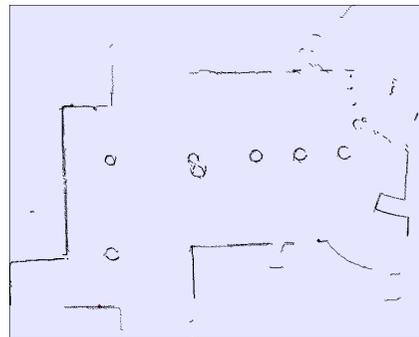


図 2 レンジスキャナで計測した実験領域
Fig.2 Target Area Measured by Laser Range Scanners

UTM-30LX によって計測されるデータは、計測領域内の歩行者の 1 秒毎の位置座標データであり、座標の単位は実世界の mm に対応している。また、計測領域内に新規に出現した歩行者には固有の ID が割り当てられる。センサによるトラッキングに成功している間

は、この ID は不変であるため ID によって同一人物の識別が可能である。UTM-30LX によって計測されるデータは以下の 3 つである。

- 計測時刻 t
- 時刻 t での歩行者の位置座標 (x, y)
- センサのトラッキングで割り当てられた各歩行者の ID i

実測データを解析したところ、地下街における UTM-30LX でのトラッキングは、オクルージョン問題によって短時間で終わってしまうことがわかった。計測で使用された ID について、ID の存在時間 (ライフタイム) をカウントすると、全体の 30 % ~ 40 % 程度の ID が約 1 秒しか計測できていないことがわかった。地下街の広場においてトラッキングの成功期間が短くなる原因として以下の要素が挙げられる。

- 地下街に存在する柱等の障害物の陰に歩行者が隠れる
- 狭い空間で大量の歩行者が移動しているため、歩行者が別の歩行者の陰に隠れる
- センサを設置した壁際で立ち止まる人が存在し、センサの計測範囲を狭くしている

これらの原因を解決するためには、障害物の影響を受けないセンサを用いてすべての歩行者を計測する方法や、センサの数を増やしオクルージョン問題の発生を抑える方法等がある。しかし、これらの方法はいずれもコストがかかるため、本研究では、センサによるトラッキングが期間が短い場合においても人流モデルを生成することが可能となる人流モデル生成手法の提案を行う。

4. 人流モデル化の手法の提案

4.1 手法の概要

3 章で述べたレンジスキャナの特性により、レンジスキャナを人流計測に用いる場合に、全歩行者の挙動を完全に観測することは困難である。一方、商業施設における顧客動線解析や避難誘導向けの人流解析など、人流情報が利用される場面では各個人の挙動より全体としての人流変化の方が重要視される。そこで本研究では、計測領域内の部分領域における人口密度の変化に着目する。一般に多くの人々が通過する経路上の人口密度は高くなり、人流の方向に従って人口密度が変化する。この特性を用いて、計測領域における人流の特徴を抽出する。

提案手法では、まず計測領域を大きさの等しい複数の正方形領域 (単位セル) に分割し、歩行者の位置データから各セルの人口密度を算出する。各セルの人口密度の大小の傾向から、歩行者が通ったであろうセルを予想し、歩行者の移動経路を推定する。また、センサで

のトラッキングで得られた歩行者の移動方向情報を元に、先に推定した経路を通る歩行者の移動方向割合を決定する。移動経路を通る歩行者の数とその経路の移動方向を流量と向きの情報を持つフロー形式で表現し、そのフローを人流モデルとする。これにより全歩行者の移動を完全に計測できていない不完全なトラッキングデータからも人流モデルの生成が可能である。

4.2 人口密度に基づく人流モデル生成手法

本手法では歩行者の観測にレンジスキャナの計測データ及びレンジスキャナによるトラッキングデータを用いる。レンジスキャナでの歩行者のトラッキングは数秒間しか成功せず、計測データ中 30% ~ 40% 程度の ID は約 1 秒しか計測できていない。長い期間センサに計測されていないまま移動を続けている歩行者の存在も予想される。そこで、歩行者の移動を推定するために、ある一定の期間のセルの人口密度を考えると、計測領域内の歩行者の移動について以下の仮定を置く。

- 仮定 1 歩行者は、現在自身がいるセルから、上下左右方向に隣接するセルに移動する。
- 仮定 2 歩行者は、仮定 1 のもとで、広場の入口から出口まで遠回りすることなく進む。
- 仮定 3 歩行者は、移動途中で通過する各セルにおいて一度だけ観測される。

次に、提案手法での人流モデル生成の具体的な処理手順について述べる。人流モデルは以下の処理で生成される。

- (1) 計測領域を単位セルに分割
- (2) 出入口となるセルを選択
- (3) 出入口を繋ぐ経路候補を仮定
- (4) 各セルの人口密度を算出
- (5) 滞留者を算出
- (6) 人口密度の大小から歩行者の通った経路と経路の通行量を推定
- (7) 推定した経路が通るセル内の歩行者の移動方向割合からフローの方向を決定

各処理の詳細を以下に示す。

1. 計測領域を単位セルに分割

実際に計測実験を行った「Whity うめだ」の計測領域をセルで分割した様子は、図 3 のようになる。セルの大きさは、任意のサイズに設定可能であるが、大きくすればするほど、歩行者群の移動の捉え方が粗くなり、小さくすればするほど、歩行者の移動経路の計算にコストが必要となる。ここでは、人の移動速度や出入口のサイズをもとにセルの大きさを 6.3m 四方としている。

2. 出入口となるセルを選択

センサでの計測が可能な領域と計測が不可能な領域の境目に存在しているセルを出入口セルとする。地下街での計測を例にとると、出入口セルは広場に繋がっている地下通路や、地上への出口付近のセルが出入口セルとなる。セルで分割した「Whity うめだ」の地図から出入口セルを選択した様子を図 3 に示す。赤みがかったセルが出入口セルである。



図 3 計測領域をセルで分割し、出入口セルを選択した様子
Fig. 3 Target Area Devided into Unit Cell

3. 出入口を繋ぐ経路候補を仮定

異なる二つの出入口セルに対し、それらの出入口セルを繋ぐ経路を歩行者の通る経路候補として仮定する。仮定 1 および 2 に従って、全ての出入口セルの組み合わせに対する経路候補を全て列挙する。例として、二つの出入口セルから経路候補を仮定する様子を図 4 に示す。図 4 は、出入口セル A - B 間を結ぶ経路候補を設定している様子で、黄緑色の線 (I ~ IV) が設定した経路候補である。

4. 各セルの人口密度を算出

一定期間分のレンジスキャナの計測データを用いて、セルの人口密度を求める。計測された歩行者の位置座標データから、計測期間中に各セル内に何人の歩行者が存在していたかを数え上げる (図 5)。なお、全てのセルのサイズは同一であるため、カウントした人数そのものをセルの人口密度と見なせる。

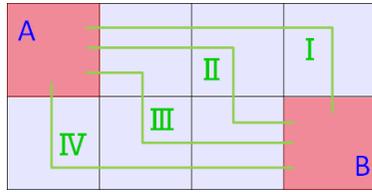


図 4 経路候補の設定
Fig. 4 Setup Candidate Path

A	8	1	1	0
7	7	8	8	B

図 5 人口密度計測の例
Fig. 5 Compute Density of Cells

5. 滞留者を算出

計測領域内には、移動せずに立ち止まっている人物（滞留者）が存在する可能性がある。滞留者が他の移動する歩行者の陰に隠れたりすることを考慮すると、一定期間セルの中にいる歩行者の数を人口密度としてカウントする場合、滞留者が複数回カウントされ、滞留者の存在するセルの人口密度が不自然に大きくなる可能性がある。従って、滞留者データは人口密度の値に影響しないように除外して考える必要がある。そこで、トラッキングに成功している歩行者データに対しては、最低限の移動速度 v_{min} を設定し、 v_{min} 以下の速度で移動する歩行者の計測データは人口密度計算時には使用しないように設定する。

また、人流モデルを利用した人流の制御を目標とする場合、滞留者の制御も必要となるため、滞留者の人数も把握する必要がある。そこで、人口密度計算時に除外した v_{min} 以下の速度で移動する歩行者数をもとに、計測期間中を通して存在する滞留者の平均人数を求める。

6. 人口密度の大小から歩行者の通った経路と経路の通行量を推定

設定した経路候補と各セルの人口密度を用いて、歩行者の通行した経路を推定する。人口密度の小さいセルは歩行者が通過した可能性が低く、逆に、人口密度の大きいセルは歩行者が通過した可能性が高いと考えられる。仮定 3 より、ある経路を一人の歩行者が通行した

時、その経路の通るセルの人口が 1 だけ増加し、その結果人口密度も 1 だけ増加することになる。これをもとに、経路とその流量を決定したときに定まる各セルの人口密度の値が、実際に計測した各セルの人口密度の値に近くなるように経路と流量を算出する。経路候補は数が多く、全ての組み合わせを検証することは計算コストが大きいため、グリーディ法¹⁷⁾を用いて最適な経路を算出する。ここで言う最適な経路とは、各セルの人口密度が与えられた状態において、歩行者が通った可能性が最も高いと考えられる経路を指す。最適な経路の判定基準を以下に示す。

- 人口密度が 0 以下のセルを可能な限り通らない。
ただし、センサでの計測が完全ではないため、他に選択肢がない場合は人口密度 0 以下のセルを通る経路を選択することを認める。
- 人口密度が高いセルを優先的に通過する。

グリーディ法による経路の算出は、与えられた人口密度分布に対する最適な経路候補を経路として決定し、その経路を通る歩行者を除いた各セルの人口密度を再度計算し、値を更新した人口密度分布に対して再度同様の処理を行うことで実現される。経路一本を歩行者一人に対応させた場合、経路を通る歩行者を除くという処理は、仮定 3 より決定した経路の通るセルの人口密度を 1 減らすことに対応する。経路を全て決定して全てのセルの人口密度が 0 となった場合、元の人口密度分布に対する最適な経路の組み合わせが算出できたことになる。そこで、グリーディ法による算出を繰り返し、全セルの人口密度の絶対値の合計が最小になったところで、処理を終了する。処理の終了時まで決定した経路が、各歩行者の通った経路を表し、各経路の決定した本数とその経路を通った歩行者の人数を表す。経路の算出処理を以下の具体例を用いて説明する。

- (1) 人口密度分布を入力として、最適な経路候補を求める。
例えば、図 5 のような人口分布が入力であったとする。図中の数字はセルの人口密度を表す。この領域での経路候補は図 4 の I ~ IV であり、図 5 のケースでは、経路 IV が最適な経路候補となる。
- (2) 最適な経路候補を経路として決定して良いか、全セルの人口密度の絶対値の合計をチェックする。
現在の全セルの人口密度の絶対値の合計値が 40、経路候補 IV を経路として決定した場合の合計値は 35 であり、人口密度の絶対値の和が小さくなるため、経路候補を経路として決定する。
- (3) 経路が通るセルの人口密度を更新したものを出力する。

経路一本は歩行者一人の移動に対応するので、決定した経路の通るセルの人口密度を1だけ減らす。図5から経路候補IVを経路として決定し、セルの値を更新した状態を図6に示す。

- (4) 処理3での出力を新たな入力として処理1へ戻る。
 図6の人口密度分布を入力として上記の処理全体を繰り返す。

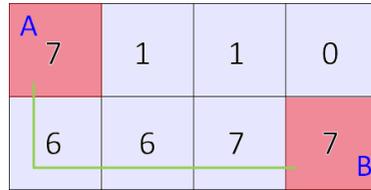


図6 経路IVが通るセルの人口密度を更新した時の人口密度分布
 Fig.6 Population Density when Path IV is Selected

7. 推定した経路が通るセル内の歩行者の移動方向割合からフローの方向を決定
 人流モデルにはその流量と向きが必要である。そのため、人口密度から推定した経路を通る歩行者の移動方向が必要となる。位置座標データ (x, y) だけで歩行者の移動方向を推定するのは困難であるため、レンジスキャナのトラッキング機能を利用する。トラッキングによって得られた同一人物の位置差分からトラッキングに成功している間の歩行者の移動方向を調べることができる。出入口セル g_1, g_2 を結ぶある経路 p とその経路の流量(歩行者数)が与えられた時、その経路が通る各セル内にいた歩行者の移動方向を調べる。移動方向が経路に沿っている歩行者について、 g_1 から g_2 へ向かって移動しているものと、 g_2 から g_1 へ向かって移動しているものとで、移動方向別に人数のカウントを行う。カウントした結果から、移動方向の割合を算出し、歩行者の移動方向割合と一致するように経路の流量を分割する。これによって、経路 p 上の g_1 から g_2 へ向かう流量と、 g_2 から g_1 へ向かう流量が得られる。

具体例を図7に示す。図中の点は歩行者を表し、点に接続している矢印は移動の方向を表す。出入口であるセルAとBを結ぶ長い矢印はA-B間の経路を表している。視覚的に分かりやすくするために、経路の流量は矢印の本数で表している。図7の例では、セルA-Bを結ぶ経路の流量は3であり、経路が通るセル内にはそれぞれ3人の歩行者が通っている。各歩行者は、経路に沿った方向へ移動しているため、移動方向別に人数をカウントす

ると、セルAからセルBへ向かう歩行者(赤い矢印が付いている歩行者)は10名、セルBからセルAへ向かう歩行者(青い矢印が付いている歩行者)は5名であることがわかり、移動方向割合は、AからBへ向かう歩行者が66.7%、BからAへ向かう歩行者が33.3%となるため、これに合わせて流量を分割し、AからBへ向かう流量2のフロー(赤の矢印)とBからAへ向かう流量1のフロー(青の矢印)が得られる。

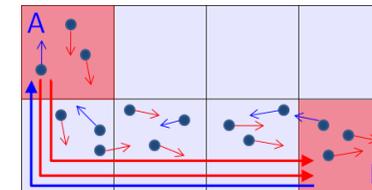


図7 経路上の歩行者の方向決定の例
 Fig.7 Determination Pedestrians' Moving DIRECTION

以上の処理によって得られた方向と流量の情報より、フローの形で人流モデルが生成される。

「Whity うめだ」での実測実験で得られた計測データから提案で手法で実際に人流モデルを生成した結果を以下に示す。例として、2010年12月24日午前8時16分9秒から同日8時26分8秒までの10分間の計測データから人流モデルを生成する。計測領域は31.4m × 27.7mの長方形の領域で、セルのサイズは6.3mに設定した。またセルの大きさは出入口のサイズを基準に決定した。計測領域を単位セルで分割し、各セル内に存在していた歩行者の数を10分間分カウントして各セル毎の人口密度を算出する。時間あたりの平均的なフローを算出するため、10分間のデータを1分間辺りに平均化した人口密度分布から人流の流量を求める。計測データから得られた各セルの人口密度を図8に示す。青色の数字が人口密度を表し、赤みがかかったセルは出入口セルを表す。

図8の人口密度分布から生成した人流モデルを図9, 10に示す。図9は、ある出入口セルから別の出入口セルに向かう人流を表現している図であり、図10は、人流を経路毎に表さず、全てのフローを重ね合わせてそれぞれのセルに対し隣接するセルへの移動量を矢印を付けて計測領域内全体の人流を表現している。矢印の向きが人流の移動方向で、人流の流量は矢印の太さに比例している。また、図中の数字は1分間同じセルに留まっている滞留者数を表している。滞留者が歩行者かを判断する基準となる移動速度 v_{min} は20 [cm/s] とした。

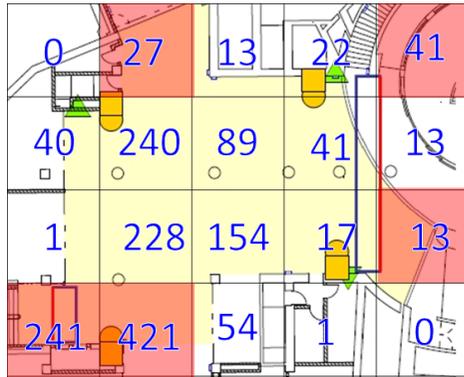


図 8 8:16:9 - 8:26:8 における 1 分辺りの人口密度分布
Fig. 8 Population Density (8:16:9 - 8:26:8)

更に、2010 年 12 月 24 日午前 18 時 26 分 9 秒から同日 18 時 36 分 8 秒までの計測データに対しても、同じ条件で人流モデルを生成した。得られた人流モデルの図を図 11, 12 に示す。各時間帯のモデルを生成し比較することで、各時間帯における人流の移動傾向を

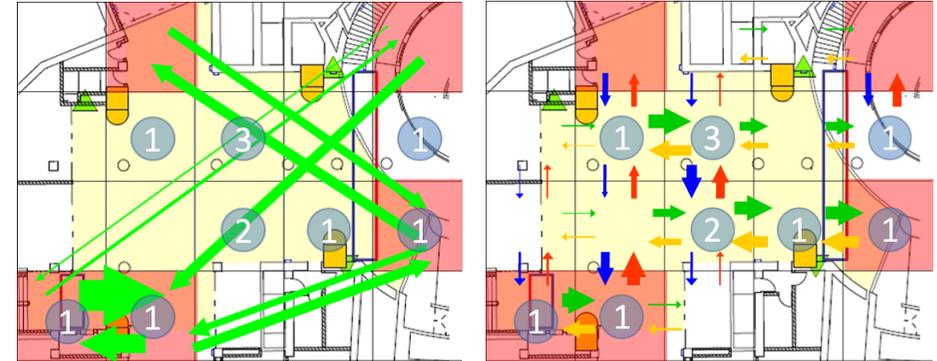


図 11 18:26:9 - 18:36:8 間の 1 分辺りの人流モデル
(出入口セル間の移動モデル)

図 12 18:26:9 - 18:36:8 間の 1 分辺りの人流モデル
(各セル間の移動モデル)

Fig. 11 Pedestrian Flow (Gateway to Gateway)

Fig. 12 Pedestrian Flow (Cell to Cell)

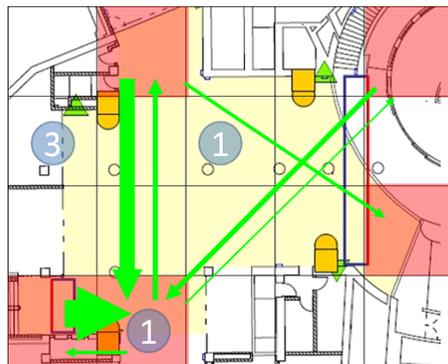


図 9 8:16:9 - 8:26:8 間の 1 分辺りの人流モデル
(出入口セル間の移動モデル)

Fig. 9 Pedestrian Flow (Gateway to Gateway)

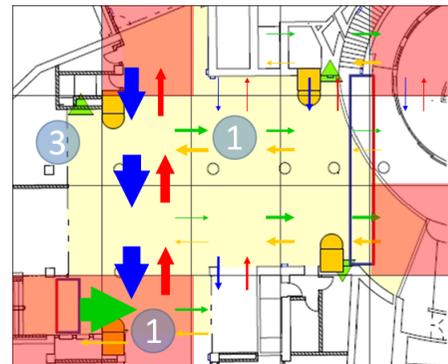


図 10 8:16:9 - 8:26:8 間の 1 分辺りの人流モデル
(各セル間の移動モデル)

Fig. 10 Pedestrian Flow (Cell to Cell)

掴むことができる。朝の時間帯では通勤や通学のために移動する人が多いため、同じ方向へ向かう移動量の多い特徴的なフローを見いだせる。夜の時間帯では様々な方向へ向かう歩行者が検出されており、また、計測領域のような広場では広場で立ち止まる人も多いため、ほとんど移動しない滞留者の存在も目立つ。

また、図 10, 12 で示したようなフローに基づき、MobiREAL Animator¹⁸⁾ を用いてフローに沿って移動する人をリアルに再現し、視覚的に分かりやすい動画データを出力できるようにした。

5. 性能評価

レンジスキャナを用いた計測はオクルージョンによって歩行者のトラッキングに失敗するため、観測領域内の全ての歩行者を完全に捕捉した計測データを得ることができない。従って、実測データをもとに全歩行者の行動が完全に捕捉できているシナリオデータを擬似的に生成し、そのシナリオデータに対し提案手法を用いて人流モデルを生成する。この生成された人流モデルをシナリオデータそのものと比較して、提案手法の人流モデルがシナリオデー

タをどれだけ再現しているかを評価する。提案手法は、セルから隣接セルへの移動という形で経路を決定し、縦横の動きしか再現していないため、シナリオデータ中で作成した歩行者の移動経路を完全に再現することはできない。そこで、経路そのものの再現率ではなく、入口セル g_1 から出口セル g_2 へ向かう流量を比較し、流量がどれだけ再現できているかを調べた。

生成するシナリオデータは、実測実験を行った「Whity うめだ」の観測領域をモデルに作成し、セルのサイズや出入口セルの位置は、図 10 と同一の設定とする。図 13 は、2010 年 12 月 24 日の朝 8 時頃の計測データをモデルに作成したシナリオデータの歩行者の移動の流れを表した図である。図中の赤みがかったセルは出入口セル (A ~ E) であり、黒色の矢印はシナリオデータの歩行者の移動を表している。矢印の太さが歩行者の流量に対応している。「Whity うめだ」の朝 8 時頃は、特に A-D 間、C-D 間を移動する歩行者が多い。このシナリオデータを評価することで、セルに対して上下左右に移動する歩行者が多い状態に対する提案手法でのモデル化の精度を評価する。図 13 のシナリオデータと生成した人流モデルの、各出入口セルを結ぶ経路の流量を比較図を図 14 に示す。図 13 の例では、若干

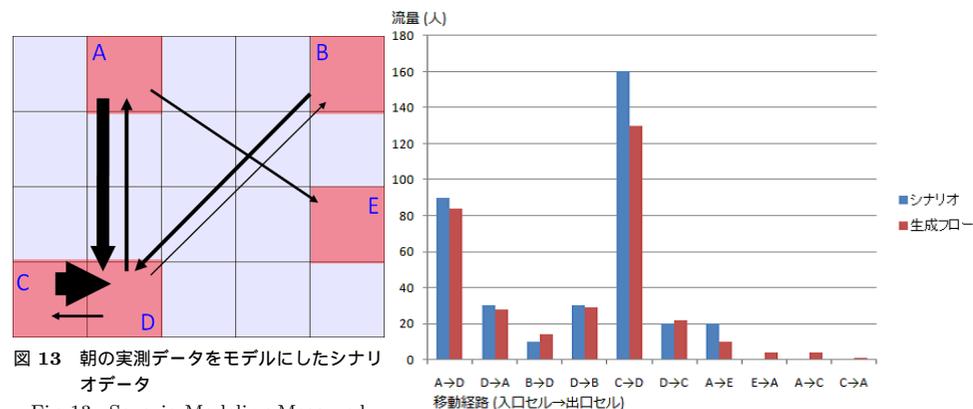


図 13 Scenario Modeling Measured Data in the Morning

図 14 シナリオデータと生成フローの流量の比較
Fig. 14 Comparing Scenario Data and Generated Flow

の誤検出が発生しているが、全体の人流の流量の再現率は平均 82.9 % であり、概ね正しく再現できていると言える。

次に、2010 年 12 月 24 日の夕方 18 時頃の計測データをモデルに作成したシナリオデータを用いた評価結果を掲載する。歩行者の移動の流れを表した図は図 15 である。「Whity うめだ」の夕方頃は、特に A-E 間、B-D 間を移動する歩行者が多い。このシナリオデータを評価することで、セルに対して斜めに移動するような歩行者が多い状態に対する提案手法でのモデル化の精度を評価する。図 15 のシナリオデータと生成した人流モデルの、各出入口セルを結ぶ経路の流量を比較図を図 16 に示す。図 15 の例では、全体の人流の流量の再

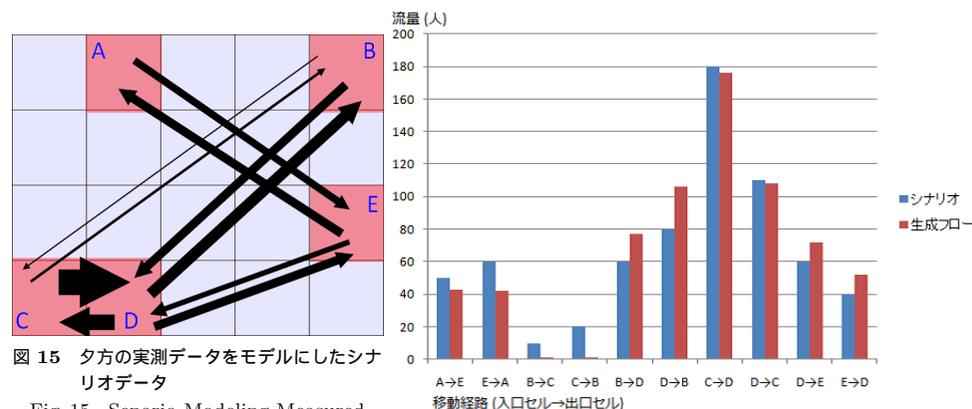


図 15 夕方の実測データをモデルにしたシナリオデータ
Fig. 15 Scenario Modeling Measured Data in the Evening

図 16 シナリオデータと生成フローの流量の比較
Fig. 16 Comparing Scenario Data and Generated Flow

現率は平均 82.9 % であり、この場合も概ね正しく再現できていると言える。

最後に、次に、2010 年 12 月 24 日の昼 13 時頃の計測データをモデルに作成したシナリオデータを用いた評価結果を掲載する。歩行者の移動の流れを表した図は図 17 である。「Whity うめだ」の昼頃は、歩行者が様々な方向への移動している様子が見られる。このシナリオデータを評価することで、様々な方向への移動する歩行者が同時に存在する状態に対する提案手法でのモデル化の精度を評価する。図 17 のシナリオデータと生成した人流モデルの、各出入口セルを結ぶ経路の流量を比較図を図 18 に示す。図 17 の例では、全体の人流の流量の再現率は平均 59.6 % であり、正しく再現できているとは言えない。これは、出入口セル C と D が隣接しており、B-C 間、C-E 間を移動する歩行者を、セル毎に処理したためにそれぞれ B-D 間、D-E 間を移動する歩行者と区別できなくなってしまったことに

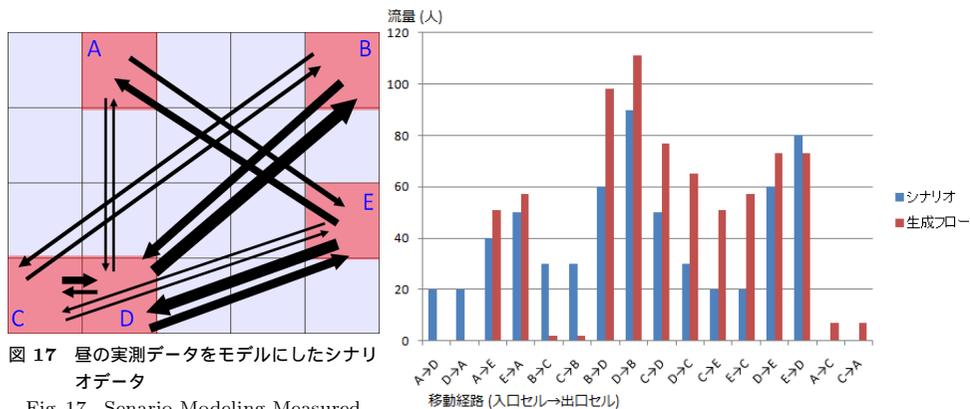


図 17 昼の実測データをモデルにしたシナリオデータ

Fig. 17 Scenario Modeling Measured Data in the Afternoon

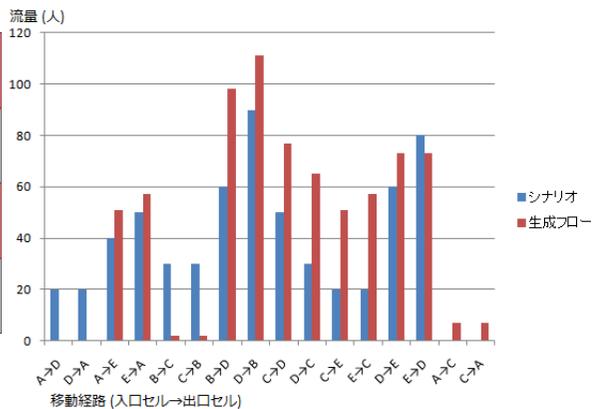


図 18 シナリオデータと生成フローの流量の比較

Fig. 18 Comparing Scenario Data and Generated Flow

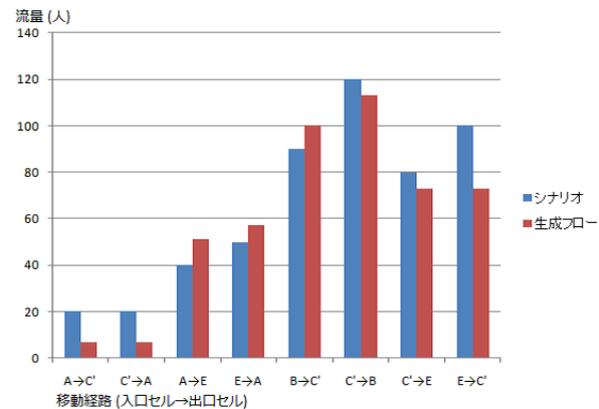


図 19 シナリオデータと生成フローの流量の比較

Fig. 19 Comparing Scenario Data and Generated Flow

よる．ここで，出入口セル C, D を合わせて一つの大きな出入口セル C' と見なす．このときのシナリオデータと生成した人流モデルの流量の比較図は図 19 のようになる．全体の人流の再現率は平均 82.7 % であり，概ね正しく再現できていると言える．従って，出入口セルが非常に近い位置にある場合など，セルでの処理で捉えきれない細かな移動は捕捉に失敗する可能性があるが，移動方向は概ね再現できていると言える．

6. まとめと今後の課題

本研究では，地下街などの複数の出入口や通路からなる空間における人流のモデルを作成する手法を提案した．提案手法では，個々の歩行者の位置データではなく区画毎の人口密度に注目して人口密度の大小から歩行者が通ったであろう経路を予測し，観測領域内の全ての歩行者の行動を完全に捉えることができていない不完全なデータであっても，人流モデルの作成を可能にしている．

今後の課題としては，レンジセンサが見失った歩行者を補完して各セルの人口密度を補正することや，滞留情報をもとにした歩行者のモデル（立ち止まって再び歩き出す）の作成等が挙げられる．

参考文献

- 1) 山下倫央, 副田俊介, 野田五十樹 “人流計測による避難誘導効果の実証的検証,” ヒューマンインタフェース学会研究報告集, Vol.11, No.5, pp.131-138 (2009).
- 2) 由良淳一, 中澤仁, 徳田英幸, “RFID と無線センサノードを用いたユーザ行動記録,” 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.107, No.53, pp.31-36 (2007).
- 3) 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介, 坂本圭司, 大鋸朋生, 鈴川尚毅, “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,” 電子情報通信学会論文誌, Vol.J88-D-II, No.7, pp.1143-1152 (2005).
- 4) 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介, 坂本圭司, 大鋸朋生, 鈴川尚毅, “マルチレーザスキャナを用いた歩行者の抽出,” 第 10 回画像センシングシンポジウム講演論文集, pp.409-414 (2004)
- 5) Josh Broch, David A. Maltz, David B. Johnson, Yih-Chun Hu and Jorjeta Jetcheva, “A Performance Comparison of Multi-Hop Wireless Ad Hoc Network Routing Protocols,” in Proceedings of the 4th Annual ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking(MobiCom'98), pp.85-97 (1998).
- 6) Esa Hyytia, Pasi Lassila and Jorma Virtamo, “Spatial Node Distribution of the Random Waypoint Mobility Model with Applications,” IEEE Transactions on Mobile Computing, Vol.5, No.6, pp.680-694 (2006).
- 7) Christian Bettstetter, “Mobility modeling in wireless networks: Categorization,

- smooth movement, and border effects,” ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review, Vol.5, No.3, pp.55–67 (2001).
- 8) Tommy Chu and Ioanis Nikolaidis, “Node Density and Connectivity Properties of the Random Waypoint model,” Computer Communications, Vol.27, No.10, pp.914–922 (2004).
 - 9) Andres Rojas, Philip Branch and Grenville Armitag, “Experimental Validation of the Random Raypoint Mobility Model Through a Real World Mobility Trace for Large Geographical Areas,” in Proceedings of the 8th ACM/IEEE International Symposium on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems(MSWiM2005), pp.174–177 (2005).
 - 10) Amit Jardosh, Elizabeth M. Belding Royer, Kevin C. Almeroth and Subhash Suri, “Towards Realistic Mobility Models For Mobile Ad hoc Networks,” in Proceedings of the 9th Annual ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking(MobiCom2003), pp.217–229 (2003).
 - 11) Matthias Hollick, Tronje Krop, Jens Schmitt, Hans-Peter Huth and Ralf Steinmetz, “Modeling Mobility and Workload for Wireless Metropolitan Area Networks,” Computer Communications, Vol.27, No.8, pp.751–761 (2004).
 - 12) Wei-Jen Hsu, Kashyap Merchant, Haw-Wei Shu, Chih-Hsin Hsu and Ahmed Helmy, “Weighted Waypoint Mobility Model and its Impact on Ad Hoc Networks,” ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review, Vol.9, No.1, pp.59–63 (2005).
 - 13) Minkyong Kim, David Kotz and Songkuk Kim, “Extracting a Mobility Model from Real User Traces,” in Proceedings of the 25th IEEE International Conference on Computer Communications(Infocom2006), pp.1–13 (2006).
 - 14) Kumiko Maeda, Akira Uchiyama, Takaaki Umedu, Hirozumi Yamaguchi, Keiichi Yasumoto and Teruo Higashino, “Urban Pedestrian Mobility for Mobile Wireless Network Simulation,” Ad Hoc Networks, Elsevier, Vol.7, No.1, pp.153–170 (2009).
 - 15) レンジスキャナ (測域センサ) UTM-30LX,
http://www.hokuyo-aut.co.jp/02sensor/07scanner/utm_30lx.html.
 - 16) Hirohiko Kawata, Akihisa Ohya, Shin’ichi Yuta, Wagle Santosh and Toshihiro Mori, “Development of Ultra-Small Uightweight Optical Range Sensor System,” in Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 2005(IROS2005), pp.1078-1083 (2005).
 - 17) Thomas H. Cormen, Charles E. Leiserson, Ronald L. Rivest and Clifford Stein, “Introduction to Algorithms, Third Edition,” The MIT Press (2009).
 - 18) ネットワークシミュレータ MobiREAL, <http://www.mobireal.net/>.