

プライバシーフリーな通過情報を用いた 大規模施設における移動経路推定手法

永田 吉輝^{1,2,a)} 浦野 健太¹ 米澤 拓郎¹ 河口 信夫^{1,3}

受付日 2023年9月6日, 採録日 2024年3月5日

概要: 人流データは、運輸や施設運用、災害対策等多くの分野で活用が広がっているが、その利活用にはプライバシーやコスト等様々な課題が存在する。一方、公共施設の人流分析では、数分の誤差・数%の人数誤差を含む人の移動傾向をとらえられれば十分な場合が多い。本稿では、大規模施設内の各エリアを結ぶゲートで、プライバシーフリーな通過情報を収集し、広域な人の移動経路を推定する手法を提案する。本稿におけるプライバシーフリーな通過情報とは、人の通過時刻と通過方向に加えて、匿名性の高い人の特徴を通過ごとに記録した情報である。本稿の手法は、このプライバシーフリーな通過情報を利用して、データの収集段階からプライバシーを考慮した移動経路推定を実現する。実証実験では、中部国際空港において、移動経路推定用の通過情報と正解用の人追跡データを収集した。その結果、許容通過時間誤差が3分以内という条件で、エリア内の人の入退場推定における精度は81%であり、シミュレーション結果とおよそ一致した。また、より高精度な通過センサや複数の人の特徴を利用した場合のシミュレーション結果では、より高い精度を実現した。よって本手法は、センサの設置間隔の調整や収集する通過情報の粒度を調整すれば、公共空間における移動経路推定に利用可能であると期待される。

キーワード：人流, プライバシ

Person's Travel Path Estimation Method Using Privacy-free Passing Data in Large Public Space

YOSHITERU NAGATA^{1,2,a)} KENTA URANO¹ TAKURO YONEZAWA¹ NOBUO KAWAGUCHI^{1,3}

Received: September 6, 2023, Accepted: March 5, 2024

Abstract: People flow data is widely used in many fields, such as transportation, facility operation, and disaster prevention, but there are various privacy and cost problems associated with its use. On the other hand, in the analysis of people flow in public facilities, it is often sufficient to capture the movement trends of people, including errors of a few minutes and errors of several percent in the number of people. In this paper, we propose a method for estimating wide-area travel paths of a person by collecting passing data at gates connecting various areas of a large-scale facility. Since the passing data does not contain information that completely identifies individuals, it is possible to estimate privacy-free travel routes. In a demonstration experiment, we collected passing data for estimating travel routes and human tracking data for correct answers at the Central Japan International Airport. The results showed that with an allowable transit time error of 3 minutes or less, the accuracy in estimating the entry/exit of a person in an area was 81%, which is approximately the same as the simulation results. The simulation results also suggest that higher accuracy can be achieved by changing the accuracy of the sensor and the human characteristic information used. Therefore, it is expected that this method can be used for travel route estimation in public spaces by adjusting the sensor spacing and the granularity of passing data to be collected.

Keywords: people flow, privacy

1. はじめに

人流データへの関心は、運輸や交通、マーケティング、災害、感染症対策、施設運用等、様々な分野で高まっている。たとえば、交通量調査や人の滞留分析、商品や広告の配置戦略、災害対策等で活用が進んでいる [1], [2]。今後も、活用分野は拡大していくと考えられる。

スマートフォンやIoT機器の普及にとともに、人流データを収集する様々な技術が研究・実用化された [3]。モバイル端末を用いたものでは、Global Navigation Satellite System (GNSS) や移動体通信基地局、Wi-Fi・Bluetooth パケットを用いた手法が研究・実用化された。IoT機器を用いたものでは、赤外線センサやカメラ、Light Detection And Ranging (LiDAR) センサ等を用いた手法が実現された。

一方、2010年代より世界各国でプライバシー保護に関する動きが活発化し、人流データの収集・保管方法も見直す必要が出てきた。たとえば、欧州連合 (EU) においては、2016年にEU一般データ保護規則 (GDPR) が定められ [4]、制裁金が課された例もある [5]。日本においても、人流計測におけるカメラの使用が問題視された例がある [6], [7]。また、最近のスマートフォンやPCのオペレーティングシステム (OS) では、ユーザの位置情報収集が難しくなった [8], [9]。これらの施策により、人流データ収集には個人情報への配慮が不可欠となった。

人流データの収集方法は、データの種類や収集範囲により様々な存在するが、一般に詳細かつ広域なデータを収集しようとするほど、コストが高くなる。赤外線センサを用いた手法では、ある定点における人の通過を比較的安価に観測できるが、単独のセンサでは個人の移動経路を得られない。カメラやLiDARを用いた手法 [10], [11], [12] では、一度に多くの人の移動を観測できるが、計算コストやセンサの価格が高く、観測範囲もセンサの視野に限られるため、広域な人流データ収集には多額のコストがかかる。GNSSを利用する手法では、個人の移動履歴を詳細かつ広域に収集できるが、データ収集用の端末代やアプリケーションの開発費用がかかる。携帯電話やスマートフォンが発する電波を用いて、移動データを収集する研究 [13], [14], [15], [16], [17] や実用例 [18] も存在する。基地局やWi-Fiパケットを利用する手法では、既存の基地局やアクセスポイント (AP) の流用も可能なため、ほぼ追加費用をかけずに移動データを収集できる場合がある。しか

し、これらの手法の多くでは、基地局やAPの位置と電波強度を用いて位置推定を行うため、位置測定の精度は他の手法より低い。つまり、詳細かつ広域な移動データを、安価に収集できる仕組みの実現が望まれる。

そこで我々は、人流データ収集の際のプライバシーとコストの課題解決を目的とし、プライバシーフリーな通過情報を活用した移動経路推定手法を開発している [19]。本稿における「プライバシーフリーな通過情報」とは、「出入口や通路における人の通過を、通過センサで継続的に観測したデータ」を指し、通過時刻と通過方向に加えて、何らかの匿名性の高い個人の特徴 (身長や服の色、体温等) を組として時系列的に記録した情報である。プライバシーフリーな通過情報には、あるエリア内で短期的には有効な個人の特徴は含まれるが、IPアドレスや、アカウントID、顔の画像等の個人情報を含まないため、本手法はデータ収集の段階からプライバシーに配慮した手法といえる。本稿で対象とする環境は、多くの人が自由に行き交う大規模施設である。このような施設では、2章で後述する人流データを収集するには、一般的に多大な運用コストが必要となる。一方で、本稿の提案手法は、通過情報を用いた軽量の推定処理により、低い運用コストで移動経路推定を実現する。提案手法における推定処理では、通過情報に加えて、大規模施設内のゲート間の所要時間およびゲート間の入退場の起こりやすさを事前知識として利用する。本稿では、我々の従来手法で用いた通過情報に加えて、上述の複数の個人の特徴情報や大規模施設に関する情報を用いて、より高い精度で個人の移動経路を推定する。

提案手法を評価するため、本稿では中部国際空港にてステレオカメラを搭載した天井設置型の通過センサを用いた実証実験を行った。中部国際空港は、敷地面積が約473haである中部地方最大の国際空港である。実証実験では、空港島に計66台の通過センサを設置し、通過情報を収集した。使用した通過センサは、天井から見下ろす形のセンサであるため、人の顔が鮮明に映り込む可能性は低いうえに、通過情報の出力後はセンサ内で映像データは破棄するため、本稿の通過情報の要件に合った情報を得られる。

提案手法の評価のため、同空港に人の移動を追跡するセンサを設置しデータ収集を行い、推定精度を評価した。その結果、許容通過時間誤差が3分以内という条件下で、エリア内の人の入退場推定における精度は81%となった。また、実証実験環境のレイアウトと人流、使用したセンサの性能を再現したシミュレーションを行った。その結果、シミュレーションによる結果は実証実験の結果とおおよそ一致した。さらに、センサ精度や使用する人の特徴情報を変えた場合のシミュレーションでは、より高い精度を達成した。よって本手法は、センサの設置間隔の調整や収集する通過情報の粒度を調整すれば、公共空間における移動経路推定に利用可能であると期待される。

¹ 名古屋大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Nagoya University, Nagoya,
Aichi 464-8603, Japan

² 株式会社 ExData
ExData, Inc., Nagoya, Aichi 458-0801, Japan

³ 名古屋大学未来社会創造機構
Institutes of Innovation for Future Society, Nagoya University,
Nagoya, Aichi 464-8601, Japan

a) teru@ucl.nuee.nagoya-u.ac.jp

本研究による貢献は次の3点である。

- (1) 大規模施設における低コストかつプライバシーに配慮した移動経路推定手法を提案した。
- (2) 提案手法を実装し、実空間およびシミュレーション空間で実証実験を行った。
- (3) 実証実験の結果を評価し、提案手法の有効性を確認した。

本稿は以下のように構成される。2章で本稿の研究動機を説明し、3章で先行研究とその課題を明らかにする。4章では提案手法である移動経路推定手法について説明する。5章では実証実験の環境、評価指標、結果と考察を通して提案手法の有効性を示し、最後に6章で本稿をまとめる。

2. 研究動機

2.1 施設運用に求められる人流データ

人流データには様々な種類が存在するが、国土交通省の分類 [20] によれば以下の4種類のデータが存在する。

- カウントデータ（通行データ）：ある地点を通過する人数を記録したデータ。
- 滞留データ：ある地点や特定空間内に、一定時間とどまっている人数を記録したデータ。
- OD データ：ある出発地点（Origin）から目的地（Destination）まで移動した人数を記録したデータ。
- 移動経路（軌跡）データ：1人1人の移動経路を記録したデータ。

また、これらの人流データは、主に以下の3つの観点で分類できる。

- 空間的粒度：ある空間レベルのデータか、ある地点におけるデータか。滞留データや一部のODデータ以下が前者、その他は後者となる。
- 人的粒度：ある1人の移動を追跡したデータか、ある条件を満たした人数を計測したデータか。ODデータ以下が前者、カウント・滞留データは後者となる。
- 時間的粒度：継続的に計測したデータか、ある一定の時間間隔で計測したデータか。

施設運用においては、これら3つの観点において粒度が高い移動経路データを用いた動線分析がさかに行われている。動線分析の結果は、都市計画や災害時の避難ルート選定や交通機関の新規路線の開拓、テナントの配置戦略等、様々な場面で活用が進んでいる [1], [2]。今後も、移動経路データに対する需要は今後も高まると考えられるため、本稿では人流データの中でも特に移動経路データを対象とした研究を行った。

2.2 課題と目的

移動経路データの収集手法には、携帯端末を用いるものやカメラで人を認識するもの等、様々な手法が存在する。しかし、これらの手法には以下にあげる課題のいずれか

（または複数）を抱えている。

- プライバシ上の懸念：携帯端末やカメラを用いる手法では、MACアドレスや電話番号、アカウントID、顔の画像等、その情報だけで個人の特定につながる個人情報を取扱うため、苦情や情報漏洩時のリスクが高い。匿名化する場合も、IoT機器を標的としたサイバー攻撃に遭った際に個人情報が流出する恐れがある。
- 運用コストの高さ：画像処理をともなう手法では、大規模な計算能力が必要となるため、運用コストも高い。また、GNSSやモバイルネットワークを用いた手法では、移動経路データを専門の業者から購入する必要があるため、継続的にデータを入手するには多額のコストが必要となる。
- 全数把握の容易さ：個人の端末に依存する手法では、1人あたりの端末の所有台数や施設内の電波状況により、正確な全数把握が難しい場合が多い。また、カメラを利用する手法では、施設内の柱の位置や混雑時の人の密度に起因するオクルージョンを回避しながらセンシングする必要がある。

これらを解決するには、以下の条件を満たす必要がある。

- センサの性能や設置条件により、原理的に個人情報を収集できない形でセンシングする。
- センシングしたデータに対して軽量の計算を行い、移動経路データを出力する。
- 個人の端末の所有状況に依存しない手法でセンシングする。また、できる限りオクルージョンが発生しにくい方法でセンシングする。

本稿では、これら3つの条件を満たす移動経路推定手法を提案する。

3. 関連研究

本章では、人流データ収集技術や先行研究について、人流データの収集方法の観点で整理し、本稿の手法と比較する（図1）。収集方法には大きく分けて2種類あり、1つはユーザの端末が送受信する電波を用いる手法（以下、ユーザ端末利用型の手法）、もう一方は施設に設置された固定センサのみを用いる手法（以下、ユーザ端末非利用型の手法）がある。以下に、各方法の特徴と課題を示す。

3.1 ユーザ端末利用型の人流データ収集手法

ユーザ端末利用型の手法には、GNSSやモバイルネットワーク、Wi-Fi・Bluetoothパケットを用いた手法が存在し [13], [14], [15], [16], [17]、実用例も多く存在する [18], [21], [22], [23]。これらの手法は、端末所有者の人流を収集できるが、個人情報と紐づいた形でデータ収集される場合が多く、プライバシー上の課題がある。また、施設内の電波状況や端末の所有台数の違いにより、正確な全数計測は難しい。

比較ポイント	手法	カメラ/LiDAR	赤外線	パケット	GNSS/基地局	本研究
ユーザ端末の必要性		不要	不要	必要	必要	不要
プライバシーへの配慮		映像の取得・使用方法に依存	通過の事実のみ収集	必要に応じて匿名化	匿名化が必須	個人を完全に特定できない情報を使用
施設情報の利用		設置場所情報など手法に依存	設置場所情報のみ	設置場所情報のみ	通行は利用しない	図面や所要時間等の情報を積極的に使用
全数把握の容易さ		オクルージョンの回避は必要	環境条件に依存	ユーザ端末の所有状況に依存	アプリ・通信回線のユーザに限定	オクルージョンの回避は必要
移動経路の収集		カメラの死角・設置台数等に依存	多数のセンサが必要	IDの匿名化状況・環境条件等に依存	個別の人を追跡	通過情報から推定
導入・運用コスト		空間を網羅する機材・画像処理コスト	センサ自体が安価	既存設備を流用可能な場合も	アプリ開発コストやデータ入手性が課題	少ないセンサ数で軽量の計算

図 1 関連研究と本研究の比較

Fig. 1 Comparison between related work and this study.

3.2 ユーザ端末非利用型の人流データ収集手法

ユーザ端末非利用型の手法には主に、カメラや LiDAR センサ、赤外線センサを用いる手法が存在する。

3.2.1 カメラを用いた手法

カメラを用いた手法では、画像内の人をフレーム間で追跡する人物再同定の深層学習モデルや、混雑度に応じた推定手法の選択について幅広く研究されている [10], [24]。また、複数地点で人の顔や服装をとらえて、施設内の人の移動経路を収集する手法が実用化されている [25]。ただし、これらの手法は深層学習モデルを利用するため、計算コストが高い。また、人の存在や特徴をとらえるため、多くの場合は壁から斜めに見下ろす形でセンサを設置する。しかし、斜めの視点ではオクルージョンが発生しやすくなるため、多数のセンサが必要となり、導入コストが高い。

3.2.2 LiDAR センサを用いた手法

LiDAR センサを用いた手法では、人の輪郭や一部分を点群から抽出して、人を検出・追跡する手法が研究されてきた [11], [12]。実用例としては、人位置計測システム「ATRacker」[26]がある。しかし、LiDAR センサの価格は一般に 1 台あたり数万円以上と高価であるが、カメラと同様にオクルージョンを回避するように多数のセンサを設置する必要があるため、導入コストが高いという課題がある。

3.2.3 赤外線センサを用いた手法

赤外線センサを用いた手法には、焦電センサアレイを用いて測位する手法 [27], [28] や、CNN を用いて人位置推定を行う研究 [29] が存在する。クイーンズスクエア横浜では、複数の赤外線センサと建物の 3 次元モデルを組み合わせた人流解析が行われた [2]。ただし、個人の移動経路を収集するには、異なる場所に複数のセンサを設置する必要がある。また、人の属性情報を収集しないため、本研究が対象とする開けた空間で移動経路を収集するには、面的に大量のセンサを設置する必要がある。

4. 提案手法

本章では、本稿で提案する通過情報を用いた移動経路推

定手法について説明する。

4.1 提案手法の仮説

本手法では、個人情報を含まないプライバシーフリーな通過情報を用いて移動経路を推定するが、これは以下の仮説に基づく。施設運用で人流データを活用する際に一番必要なのは、人の動きを表すデータそのものであり、本来は MAC アドレスやアカウント ID、顔画像等の個人情報を収集する必要はない。しかし、多くの人流データ取得手法では、他地点間の同一人物の識別のために個人情報が必要であるため、やむを得ず個人情報を収集している。一方で、既存手法は人流データ収集の対象となる施設側の情報を十分に活用しきれていないと考える。たとえば、施設内の図面やセンシング地点間の所要時間等の情報を利用すれば、同一人物が次に検知されうるセンシング地点を絞り込みやすくなる。この情報を利用すれば、他地点間で同一人物と判定されうる通過情報を絞り込めるため、観測対象の人から集める情報量が少なくても、同一人物の判定に十分な情報が得られる可能性がある。つまり、個人を完全には特定できない情報のみを含むプライバシーフリーな通過情報から、施設内の移動経路を推定できると考えられる。さらに、収集する情報が少なくなれば、データ収集や処理にかかるコストの削減にもつながり、プライバシーとコストの両面にメリットがあると考えられる。本稿では、この仮説に基づいた手法を提案する。

4.2 対象環境

本研究で対象とする環境は、駅や空港、ショッピングモールのような大規模施設である。大規模施設とは、いくつかの小さなエリアに仕切られた広いエリアで、ゲートを通じて小エリア間を人が往来できる環境である。また、ゲートとは、出入口や通路の一断面の総称であり、改札やエレベータの前、ドア等がゲートにあたる。本手法では、図 2 のようにゲートの地点に通過センサを設置し、プライバシーフリーな通過情報を収集する。

4.3 使用するプライバシーフリーな通過情報

本手法で使用するプライバシーフリーな通過情報（以下、通過情報）とは、前節のセンサ設置場所において、通過センサが人の通過を記録した表 1 のような情報である。通過情報は、1 人の人が通過するごとに 1 回ずつ出力され、少なくとも下記の 4 つの情報を含むものとする。

- ゲート ID (どのゲートにおける通過情報か)
- 通過センサが人の通過を観測した時刻
- 通過センサが観測した人の通過方向
- 通過センサが観測した人の特徴情報

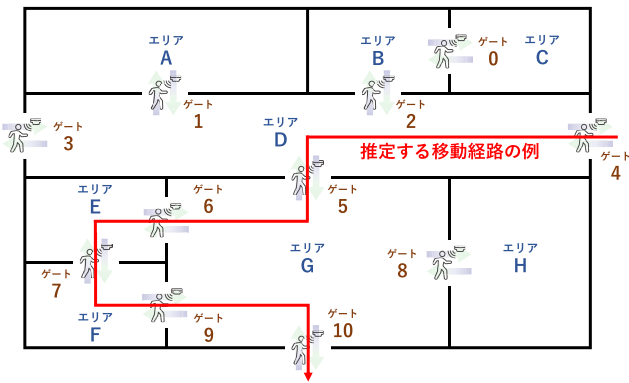


図 2 大規模施設とセンサ設置の概念図

Fig. 2 Schematic diagram of large public space and sensor installation.

表 1 使用する通過情報の例

Table 1 Example of passing information used in this study.

ゲート ID	通過時刻	通過方向	身長 (cm)
4	2023-01-27 16:58:11	屋外 → D	167.2
5	2023-01-27 16:58:46	D → G	167.5
7	2023-01-27 16:58:59	F → E	159.9
6	2023-01-27 16:59:14	G → E	167.3
1	2023-01-27 16:59:23	D → A	172.3

ここで、4番目の人の特徴情報とは、2.2節で述べた個人情報を含まないが、身長や服の色、体温等の、完全に個人を識別できないが人の識別に役立つ情報である。特徴情報は連続値とし、2つの異なる通過情報に含まれる特徴情報の数値が近いほど、同一人物による通過情報の可能性が高いとする。なお、通過情報を収集するセンサでカメラや3次元LiDARを用いる場合は、オクルージョンの回避とプライバシーの観点から、天井から床を見下ろしてセンシングするタイプが望ましい。

4.4 使用する施設情報

本手法では、通過情報の他に以下の大規模施設に関する情報（以下、施設情報）を用いる。以下、ある2地点のゲート（センサ設置地点）のIDを a, b とする。

4.4.1 ゲート間の平均所要時間 $d_m(a, b)$

ゲート間の平均所要時間 $d_m(a, b)$ は、ある人物がゲートから他のゲートへ移動する際の時間を見積もるために用いる。この値は、実際に施設内を人が移動して計測した平均所要時間を用いるか、ゲート間の道のりの距離を人の平均歩行速度で割った値を用いる。ただし、人の平均歩行速度を用いる場合は、大規模施設に訪れる人の性別や年齢層等から、文献 [30] 等を参考に決定するのが望ましい。

4.4.2 ゲート間の最短・最長所要時間 $d_f(a, b), d_s(a, b)$

ゲート間の平均所要時間 $d_m(a, b)$ と同様に、ゲート間の移動にかかる最短所要時間 $d_f(a, b)$ と最長所要時間 $d_s(a, b)$ を定義する。これらの値も、実測値やエリア内の制限速度

を基に決定するか、適当な定数 m_f, m_s を $d_m(a, b)$ にそれぞれ掛けた値を用いる。なお、定数 m_f, m_s は、エリア内で発生する移動時間のばらつきを想定して決定する定数で、 $0 < m_f < 1, 1 < m_s$ とする。たとえば、廊下のように人があまり立ち止まらないエリアでは、移動時間のばらつきが小さいと考えられるため $m_f, m_s \approx 1$ とし、駅のホームやスーパーの陳列棚の間の通路等の、人がよく立ち止まるエリアでは、移動時間のばらつきが大きいため $m_f \ll 1, m_s \gg 1$ とする。

4.4.3 ゲート間の入退場の起こりやすさ $s_{cmb}(a, b)$

本パラメータは、あるゲートからエリアに入場した人が、次にどのゲートからエリアを退場するかの重みづけに用いる。本手法で扱う大規模施設では、多くの人はある出発地から別のある目的地へ向かうため、あるゲートから入場してきた人がまた同じゲートから退場する可能性は低い。しかし、属性情報が同等の異なる人物が同じゲートを短い時間で入退場すると、その入退場が1人の人の移動として推定されてしまう。また、エリア内が一方通行となっており、 a から b への移動は起こりうるが、 b から a への移動は起こりえないという環境も考える。そのため、入場と退場のゲートの組に応じて、入退場の起こりやすさ $s_{cmb}(a, b)$ を定義し、移動経路推定に用いる。 s_{cmb} の各値は、人がよく移動するゲート間では1に近い値、同一のゲート間や施設の設計上（一方通行等で）人の入退が起こりにくいゲート間では0に近い値とする。

4.5 提案手法の適用限界

提案手法では、4.3節のプライバシーフリーな通過情報および4.4節の施設情報を用いて、移動経路推定を行う。そのため、提案手法は大規模施設の中でも特に、以下の条件を満たす環境で有効であると考えられる。

- (1) ゲートにおいて人が密集せず、センサで個人の通過計測をしやすいエリア
- (2) 保護者がともなう幼児や、介護者がともなう障害者等も対象とする場合は、各個人を個別に認識可能な場合
- (3) 駅や空港内の通路、ショッピングモール内の廊下等、人の滞留が少なく通過が主となるエリア
- (4) 特徴情報がほぼ同一である複数の人が、同時に（あるいは連続的に）同じゲートから入場し、異なるゲートへ退場する可能性が低いエリア
- (5) 特徴情報からより詳細な人流分析を目指すよりも、プライバシーへの配慮を優先する場合

3点目の条件について、空港カウンターやショッピングモール内の商品が陳列されている場所等では、人の滞留時間のばらつきが大きくなるため、本手法は適用しにくくなる。また、4点目の条件について、図10で示すように特徴情報がほぼ同一である複数の人が、ほぼ同時刻に同じゲートから入場し同じゲートから退場する場合は、推定結果に大き

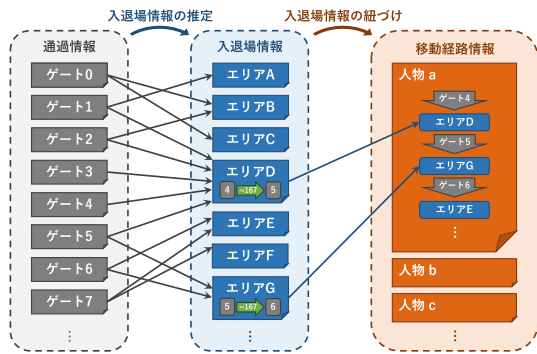


図 3 移動経路推定における情報の相互関係 (図 2 の場合)

Fig. 3 Interrelationship of information in travel path estimation (in Fig. 2).

な影響を与えないため、上述の条件となる。

4.6 移動経路推定

大規模施設における移動経路推定を行うため、まず大規模施設内のすべての小さなエリアにおいて、エリアに接続するゲートにおける通過情報の同一人物判定を行う。これにより、ある人物が「そのエリアにどのゲートから入場し、どのゲートから退場したか」を推定できる（以下、この情報を入退場情報と呼ぶ）。次に、隣接エリア間で入退場情報の紐づけを行い、「ある人物が大規模施設内でどのような移動経路をとったか」を推定する（以下、この情報を移動経路情報と呼ぶ）。ここまでの移動経路推定における情報の相互関係の概略を、図 3 に示す。以降の 2 項で、通過情報に基づく入退場情報の推定と隣接エリア間の入退場情報の紐づけについて、それぞれ詳しく説明する。

4.6.1 通過情報に基づく入退場情報の推定

通過情報から入退場情報を推定するため、本手法では、ある通過情報の組が同一人物の入退場の情報としてどれだけ相応しいかを表すスコア（以下、同一人物度スコア）を、すべての入場の通過情報 p_i と退場の通過情報 p_o のペアに対して計算する。ただし、入場よりも前に退場は起こりえないので、入場時刻 < 退場時刻となるペアに絞ってスコア計算を行い、計算を高速化する。

次に、エリア内の入退場情報の同一人物判定を行うため、同一人物度スコア $s(p_i, p_o)$ を計算する方法を説明する。ここでは、次の 3 つの観点でそれぞれスコアを計算する。以下、 p_i および p_o に含まれる情報は、 p_i または p_o にドット (.) をつないで表現する。たとえば、 $p_o.gate$ は、 p_i が記録されたゲートを表す。

移動時間によるスコア s_{dur}

移動時間によるスコア s_{dur} は、ある入場情報 p_i とある退場情報 p_o が記録されたゲート $p_i.gate$, $p_o.gate$ の間の平均所要時間 $d_m(p_i.gate, p_o.gate)$ と、 p_i と p_o の記録時間の差 $p_o.time - p_i.time$ で評価する。以下、本節では、 $d_x = d_x(p_i.gate, p_o.gate)$ とする。

移動時間によるスコア s_{dur} は、 d_m からの誤差として、式 (1) のとおり計算する。 s_{dur} の値は、 $t_d = p_o.time - p_i.time$ が d_m に近い値をとると $s_{dur} \approx 1$ 、逆に t_d が d_f や d_s に近い値をとると $s_{dur} \approx 0$ となる。また、 t_d が d_f 未満あるいは d_s より大きい値をとると、 $s_{dur} = 0$ となる。ゆえに、入退場間の時間差が許容範囲内であれば $s_{dur} > 0$ 、平均所要時間に近いほど $s_{dur} \approx 1$ となる。

$$s_{dur}(p_i, p_o) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d_m - t_d}{d_m - d_f}\right)^2 & (d_f \leq t_d \leq d_m) \\ 1 - \left(\frac{d_m - t_d}{d_m - d_s}\right)^2 & (d_m \leq t_d \leq d_s) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (1)$$

人の特徴情報によるスコア s_{cha}

人の特徴情報によるスコア s_{cha} は、入退場間の特徴情報の誤差閾値 cha_{th} を設定し、ある入場情報 p_i とある退場情報 p_o の特徴情報 ($p_i.cha, p_o.cha$) の差 $|p_o.cha - p_i.cha|$ と比較して評価する。計算は式 (2) のとおり行い、 $|p_o.cha - p_i.cha|$ が 0 に近いほど $s_{cha} \approx 1$ 、 cha_{th} に近づくほど $s_{cha} \approx 0$ となる。

$$s_{cha}(p_i, p_o) = 1 - \left(\frac{\min(|p_o.cha - p_i.cha|, cha_{th})}{cha_{th}}\right)^2 \quad (2)$$

ただし、 $\min(a, b)$ を a と b のうち最小となる値と定義する。

なお、誤差閾値 cha_{th} は、特徴情報の計測精度に基づき決定する。たとえば、特徴情報として体温を測定し、同一人物であれば誤差が $\pm 0.2^\circ\text{C}$ に収まるなら、 $cha_{th} = 0.2$ とする。また、特徴情報を複数用いる場合、それぞれの特徴情報のスコアを計算し ($s_{cha_1}(p_i, p_o), s_{cha_2}(p_i, p_o), \dots$)、それらの値を式 (3) のとおり乗算した値を用いる。

$$s_{cha}(p_i, p_o) = s_{cha_1}(p_i, p_o) s_{cha_2}(p_i, p_o) \dots \quad (3)$$

ゲートの組合せによるスコア s_{cmb}

本スコアは、4.4.3 項で定義した s_{cmb} を用いる。すなわち、入場情報 p_i と退場情報 p_o に対しては、 $s_{cmb}(p_i.gate, p_o.gate)$ とする。

4.6.2 同一人物度スコアに基づく入退場情報の推定

ある入場情報 p_i と退場情報 p_o の組の同一人物度スコア $s(p_i, p_o)$ は、先述の 3 つのスコアと式 (4) より計算する。

$$s(p_i, p_o) = s_{dur}(p_i, p_o) s_{cha}(p_i, p_o) s_{cmb}(p_i, p_o) \quad (4)$$

次に、同一人物度スコアを用いて、入退場情報の推定を行う。ここでは、より早い時刻の入場情報かつ同一人物度スコア $s(p_i, p_o)$ が高い入場情報と退場情報のペアを優先して、1 人の人の入退場情報と見なし、あるエリアに

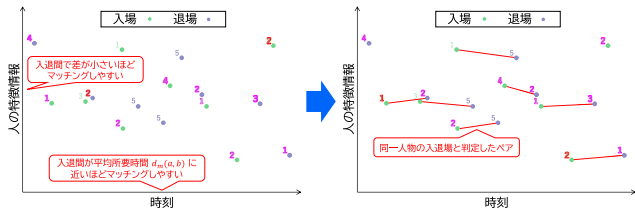


図 4 入退場の紐づけの概念図

Fig. 4 Schematic diagram of IN data and OUT data association.

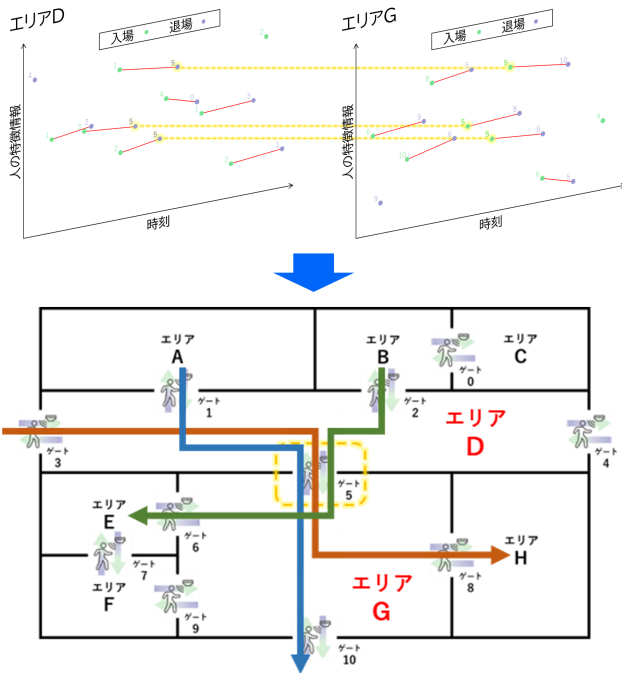


図 5 隣接エリア間の入退場情報の紐づけの概念図

Fig. 5 Schematic diagram of IN/OUT information association between adjacent areas.

おける入退場情報を推定する。これまでの操作を図 4 に示す。図 4 の左図は、時刻軸と人の特徴情報の軸のグラフに通過情報をプロットしたもので、左上の数字はセンサ識別情報である。また右図は、入退場情報を推定した結果を表し、赤線が 1 件の入退場情報と対応する。

4.6.3 隣接エリア間の入退場情報の紐づけ

通過情報と前項で得られた入退場情報を基に、隣接エリア間の入退場情報の紐づけを行い、大規模施設における 1 人の人の移動経路を推定する。紐づけは図 5 のように、2 つの異なるエリアが接続するゲートにおいて、片側のエリアにおける入・退場情報を、対応するもう一方のエリアの退・入場情報に紐づけて行う。たとえば、図 2 のゲート 5 において、エリア G への入場情報は、同時にエリア D からの退場情報になる。ゆえに、表 1 の通過情報から、表 2 の入退場情報が得られたとすると、ある人がエリア B → D → G → E の順で移動したと判定する。

表 2 入退場情報の例

Table 2 Example of IN/OUT information.

エリア	入場センサ	退場センサ	入場時刻	退場時刻
D	4	5	01-27 16:58:11	01-27 16:58:46
G	5	6	01-27 16:58:46	01-27 16:59:14

5. 実証実験

移動経路推定を行うには、図 3 で示した工程の前半部分である入退場情報の推定を精度良く行う必要がある。一方で、後半の入退場情報の紐づけは、同一の通過情報に対応する入退場情報を紐づけるため、入退場情報が正しければ必然的に正しい紐づけが行われる。ゆえに、本稿の手法は入退場情報の精度が移動経路推定結果に大きく影響する。そのため本章では、入退場情報の推定精度評価のための実証実験とその結果について説明する。

5.1 実験環境

5.1.1 通過センサ本体の仕様

実証実験で用いた通過情報を収集するための通過センサは、Vitracom(R) 社製の VC-3D (図 6 上部) である。VC-3D は、搭載されたカメラと解析機能により、1) 人が通過した時刻、2) 通過方向 (あるエリアに対する入場または退場の二値出力)、3) 通過した人の身長を 3 点を測定できる。また、通過情報を出力する際に、VC-3D から外部の設備に撮影した映像を送信・保存する必要はない。本実験では、VC-3D をゲートの天井に設置し、図 6 のように人が通過した際に通過時刻と方向、身長を通過情報として収集した。VC-3D の設置高さは場所により異なるが、仕様表 (表 3) の推奨範囲内である約 2.7m~5.6m の高さに設置した。この場合、身長 170cm の人の計測範囲は、幅 × 通過方向で約 5.3×1.2m~9.5×2.4m となる。

5.1.2 実証実験の実施場所

実証実験の実施場所は、図 7 に示す中部国際空港アクセスプラザであり、人の往来が多いエリアである。中部国際空港は、敷地面積約 473ha を有する、中部地方最大の国際空港であり、本研究の提案手法を検証するのに相応しい環境と考えられる。実験では、図 7、図 8 のように空港島一帯に計 66 台 (うち、アクセスプラザに計 23 台) の通過センサを設置し、通過情報を収集した。なお、図 7 中の各緑点は通過センサの設置位置 (ゲート) を表し、黄網はアクセスプラザから見て同じエリアに接続するゲート群 (ゲートグループ) を表す。

5.1.3 入退場情報推定用パラメータ

実証実験および後述するシミュレーションにおいて、提案手法の入退場情報の推定に必要なパラメータは、表 4 のとおりに定めた。なお、 m_f 、 m_s の値は、実験環境は通過

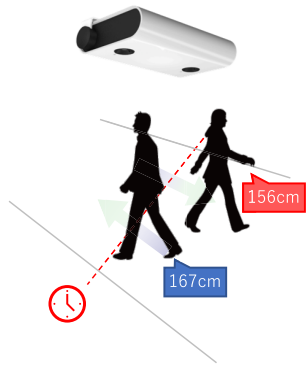


図 6 Vitracom(R) 社製 VC-3D センサ [31] と通過情報収集イメージ
Fig. 6 VC-3D sensor by Vitracom(R) [31] and image of passing information collection.

表 3 Vitracom(R) 社製 VC-3D センサの仕様

Table 3 Specifications of VC-3D sensor by Vitracom(R).

項目	説明
設置高さ	2.4~6.0 m (推奨)
計測範囲	幅 × 通過方向で最大約 10×7 m
画角	水平方向 96.8°
	垂直方向 71.5°
	対角線方向 106.4°
キャリブレーション	3 次元的な位置と傾きを自動計算 基準面 (床) までの距離を計算
通信・電源仕様	100BaseT, Power-over-Ethernet, RJ45
消費電力	8.5 W

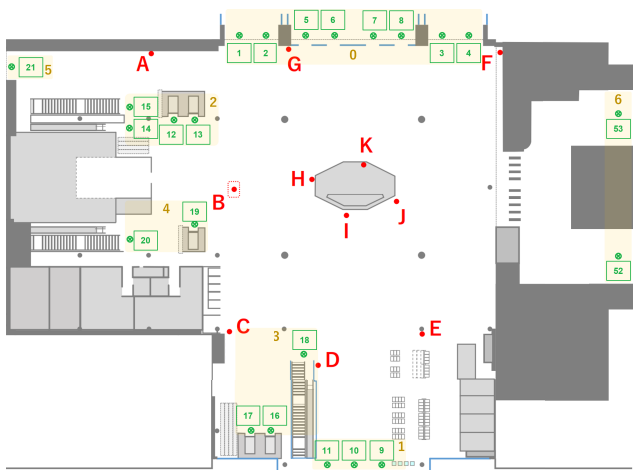


図 7 実証実験環境 (緑点: ゲート, 赤点: LiDAR の設置位置, 黄網: ゲートグループ)

Fig. 7 Demonstration experiment environment (Green dots: Gates, Red dots: LiDAR installation positions, Yellow mesh: Gate groups).

が主であり立ち止まる頻度は少ない環境であるため、走った場合や案内板を確認する等のために立ち止まった場合の所要時間を考慮して設定した。また、実験環境では多くの人があるゲートから別のゲートへ移動するため、 s_{cmb} は同一ゲートグループ間で小さな値とした方が、精度が高くなると期待できる。実証実験では、正解データ中に含まれる

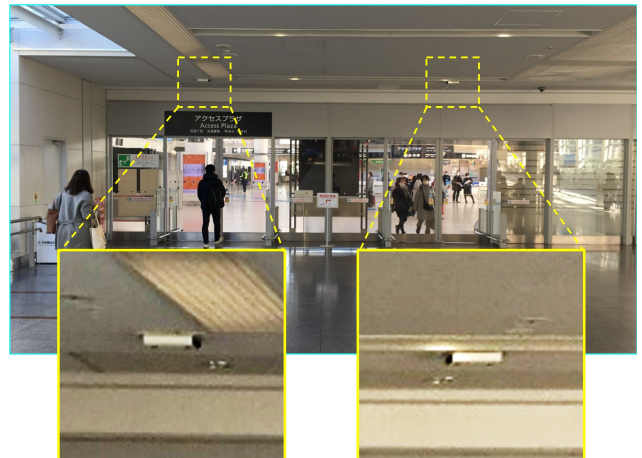


図 8 通過センサの設置風景 (アクセスプラザ入口)
Fig. 8 Installation scene of passing sensors (Entrance of Access Plaza).

表 4 入退場情報推定用パラメータ

Table 4 Parameters for estimating IN/OUT information.

項目	値
m_f	0.25
m_s	3.0
s_{cmb}	異なるゲートグループ間: 1
	同じゲートグループ間: 0.25

「同一ゲートグループ間を入退場した人の人数」と「異なるゲートグループ間を入退場した人の人数」の比率を事前知識として利用し、推定結果の同比率がなるべく近くなるように、同じゲートグループ間の s_{cmb} を 0.25 に調整した。

5.1.4 正解用の人追跡データ収集

提案手法を評価するため、「RPLIDAR S2」センサ [32] と人追跡システム「ATRacker」[26] を使用し、正解用の人追跡データを収集する実験を行った。RPLIDAR S2 センサは、2次元 LiDAR の 1 つであり、周囲の物体に赤外線レーザー光を照射し、反射光を受信するまでの時間を計測し、周囲の物体との距離を測定する。ATRacker は、図 9 のように設置された LiDAR を使用して、エリア内の地面から 110 cm 程度の高さで水平方向にスキャンを行い、得られた反射の形状から人を認識し、人の位置を追跡する [26]。

5.2 シミュレーション

実験環境と同形状のシミュレーション環境を構築し、人流を仮想的に生成し、疑似的なセンシングを行い、提案手法の精度評価を行った。このシミュレーションでは、実験場所の室内レイアウト (図 7) と、各ゲートからの人の流量と行先を再現し、疑似的な正解人流データを生成した。人の流量はポアソン分布に従うと仮定し、実データから計算した各ゲートからの平均的な人の流量を再現するようにした。また、通行人の身長平均値と標準偏差は、実験環境に設置した通過センサから収集した通過情報を基に設定



図 9 LiDAR センサ設置風景

Fig. 9 Installation scene of LiDAR sensors.

表 5 実環境に合わせたシミュレーションパラメータ

Table 5 Simulation parameters adapted to the real environment.

項目	値
通行人の身長の平均値 [cm]	170.0
通行人の身長の標準偏差 [cm]	6.0
通行人の歩行速度の平均値 [m/sec]	1.00
通行人の歩行速度の標準偏差 [m/sec]	0.25
通過センサによる身長計測誤差の標準偏差 [cm]	1.67
通過センサによる通過時刻計測誤差の標準偏差 [sec]	15.0
通過センサによる計測ロス率 [%]	4.0

した。その後、事前実験で得られた通過センサによる通過時刻や身長の計測精度を基に、上述の人流データから疑似的な通過情報を作成した。最後に、実データと同様に疑似的な通過情報に対して入退場推定を行い、評価を行った。なお、シミュレーションのパラメータは表 5 のとおりである。

さらに、本研究における実験環境以外の環境における提案手法の性能を評価するため、人の流量や通過センサの性能を変えた場合のシミュレーションも行った。

5.3 評価指標

本研究で推定する入退場情報の精度は、通過センサが収集する通過情報に含まれる人の特徴情報の精度や分解能に依存する。たとえば、身長が同等である複数の人が、数秒の間に異なるゲートを行き来した場合、通過情報だけでこれらの人の入退場を正確に推定するのは困難である。しかし、図 10 に示すように、同じような動きをした人の入退場を入れ違えて推定したとしても、最終的な移動経路推定結果には大きな影響を与えない場合も多い。特に、施設運営において、図 10 に示すような推定誤差が問題になる場面は、ほとんどないと考えられる。また、実証実験環境においては、通過センサによる人の通過判定のタイミングに

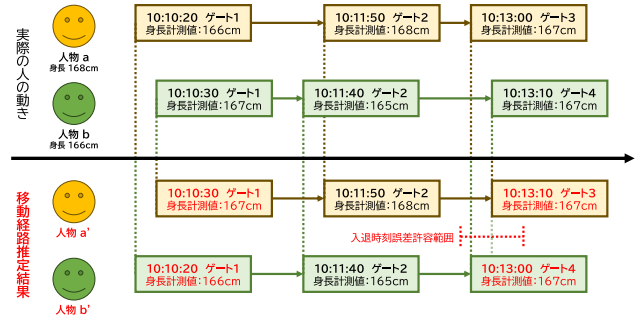


図 10 人の入れ違いが発生しても移動経路推定結果に大きく影響を与えない例

Fig. 10 Example where person misidentification does not significantly affect travel path estimation results.

起因するラグ（通過後すぐに通過情報が記録される場合もあれば、十数秒後に記録される場合もあった）や、センサ間の時刻同期ずれ等、様々な要因で正解データ（人追跡データ）と推定データの時刻を完全に同期するのが困難であった。そこで本研究では、一定範囲の入退時刻計測誤差（例として、図 10 右下）を考慮した以下に示す評価指標を用いて、入退場推定結果の評価を行った。

まず、すべての正解データに対して、以下の条件（一致条件）を満たす入退場推定データが存在するかについて、探索を行う。

- 入場と退場のゲートが一致する
- 入場時刻と退場時刻の誤差が、時刻計測誤差の許容時間 tt [sec] 以内である

この一致条件を用いて、正解データと入退場推定データを以下の 3 種類に分類し、それぞれの総数を求める。

- 一致データ：一致条件を満たす正解データ（および対応する入退場推定データ）
- 不一致正解データ：一致条件を満たさない正解データ
- 不一致推定データ：一致条件を満たさない入退場推定データ

これら 3 種類に分類されたデータの数をを用いて、以下の評価指標を定義する。

$$\text{精度} = \frac{|\text{一致データ}|}{|\text{一致データ}| + |\text{不一致正解データ}|} = \frac{|\text{一致データ}|}{|\text{すべての正解データ}|} \quad (5)$$

$$\text{誤推定率} = \frac{|\text{不一致推定データ}|}{|\text{一致データ}| + |\text{不一致推定データ}|} = \frac{|\text{不一致推定データ}|}{|\text{すべての推定データ}|} \quad (6)$$

本評価では、上記の評価指標を用いて、様々な入退時刻誤差許容範囲 tt [sec] における精度を評価した。

5.4 実証実験環境におけるデータ収集結果

本実験で収集した通過情報の総数は、入場 3,959 件、退

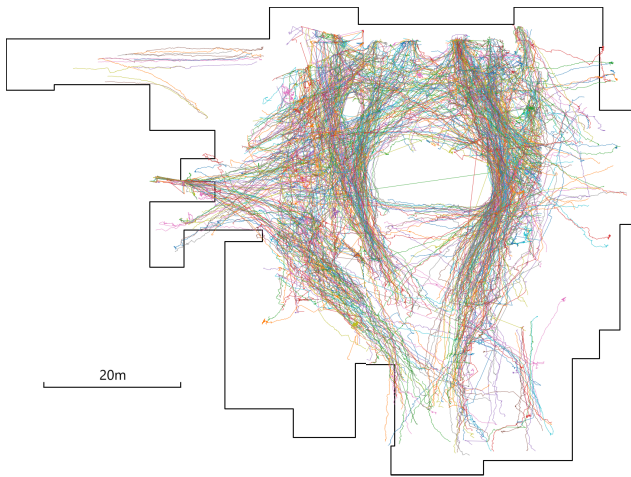


図 11 収集した人追跡データ (一部抜粋)

Fig. 11 Collected person tracking data (partial).

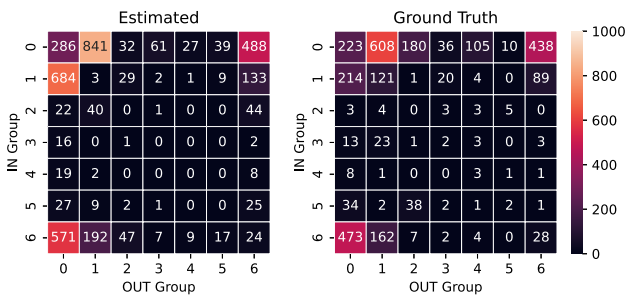


図 12 ゲート間の入退数の推定結果と正解データ

Fig. 12 Estimation results of IN/OUT counts between gates and ground truth data.

場 4,323 件であった。また、通過情報から推定した入退場情報の総数は、3,721 件であった。次に、正解用の人追跡データを一部抜粋し可視化した図を、図 11 に示す。図 11 内の黒色以外の線が、1 人の人の追跡データを表し、黒色の線が図 7 に示す実証実験環境の輪郭を表す。人追跡データの総数は、明らかなノイズデータを除去すると 18,498 件であった。しかし、追跡中に同一人物に対する追跡 ID が変化する現象がみられたため、修正後の件数は 3,913 件（うち、ゲート間の入退の総数は 2,884 件）であった。図 12 に、入退場推定結果と正解データのゲート間の入退場数を示す。

5.5 実証実験環境における評価

実証実験環境におけるシミュレーションおよび実データに対する入退場推定精度の評価結果を、図 13 (精度) および図 14 (誤推定率) に示す。最も厳しい条件である、入退時刻誤差許容範囲 $tt = 15$ [sec] の場合、シミュレーションおよび実データにおける精度はそれぞれ 66%、50%であった。一方、最も緩い条件である $tt = 180$ [sec] では、それぞれ約 80%、82%であった。 tt を十分に長くとした場合の精度はシミュレーション結果とほぼ一致したが、 tt が短いと実データによる推定精度が低くなる傾向がみられた。この

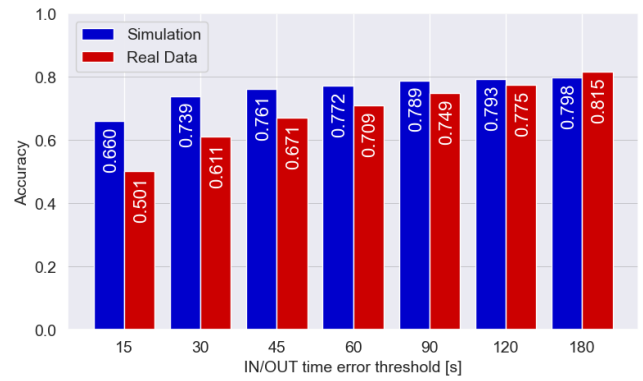


図 13 実証実験環境における精度

Fig. 13 Accuracy in the demonstration experiment environment.

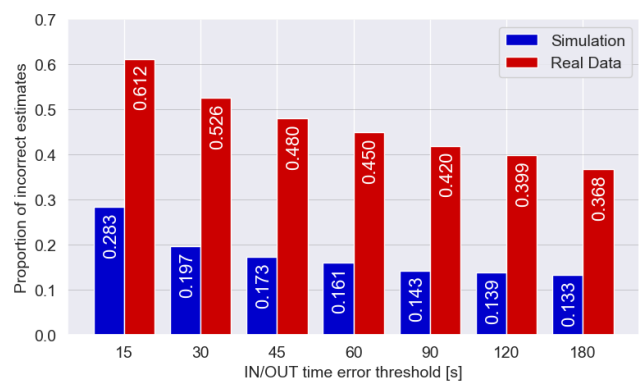


図 14 実証実験環境における誤推定率

Fig. 14 Estimation error rate in the demonstration experiment environment.

原因としては、5.3 節にあげた通過センサ自身の問題や時刻同期の問題等が発生していると考えられる。また、実証実験場所の一部には、正解データを収集するために設置した LiDAR センサに対してオクルージョンが発生しやすい場所があった。そのため、通過センサが人の通過を感知したタイミングと、LiDAR センサが人を検知し始めた・終わったタイミングに一部の正解データにも時刻計測誤差が生じていると考えられるため、特に tt が短い状況で精度が低下したと考えられる。同様の理由で、実際には存在した入退場のうち、入退場推定データには存在するが、正解データには存在しない入退場が多く発生している可能性が高いと考えられる。そのため、実環境では本来は正解であった入退場推定データが誤推定したと判定され、誤推定率が高くなったと考えられる。ゆえに、実環境における実際の誤推定率は、シミュレーション結果により近い値になると考えられる。

5.6 高性能な通過センサを用いたシミュレーションにおける評価

本稿の実証実験環境と同一の環境にて、1) より高精度な身長データを収集できる通過センサを利用した場合と、

表 6 高性能な通過センサの性能パラメータ

Table 6 Performance parameters of high-performance passing sensors.

項目	値
身長計測誤差の標準偏差 [cm]	0.50
通過時刻計測誤差の標準偏差 [sec]	3.33
色彩輝度値誤差の標準偏差 (2) の場合のみ [-]	8.00
計測ロス率 [%]	0.50

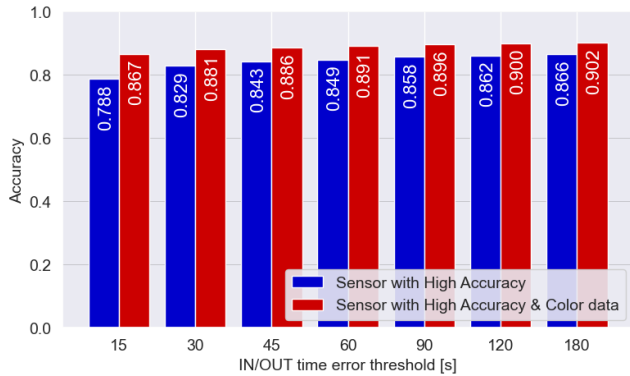


図 15 高性能な通過センサを用いた場合の精度

Fig. 15 Accuracy using high-performance passing sensors.

2) 1) に加えて、追加の特徴情報として人の服や髪の色を表す色彩輝度値データを収集できる通過センサを利用した場合について、シミュレーションを用いた評価を行った。それぞれの場合における通過センサの性能は表 6 のとおりとし、2) の場合は、人として検知した画像領域内の服や髪の色を平均値を、256 段階の色彩輝度値で記録できる通過センサを用いるとする。なお、1) で想定した通過センサは、実証実験環境において使用した通過センサ (VC-3D) の後継モデル (VC-3D Pro) の性能を基にしたものであり、VC-3D Pro は VC-3D と同価格で販売されている。また、2) の色彩輝度値は、一般的なカメラで出力可能な 256 段階の値がまんべんなく出現すると想定した。色彩輝度値誤差の標準偏差 (8.00) は、使用するデジタルカメラの色彩輝度値誤差が 5% 以内に収まると想定し、3 倍の値が十分に誤差範囲をカバーするような値に設定した。

上記の条件におけるシミュレーションの評価結果を、図 15 (精度) および図 16 (誤推定率) に示す (青軸: 1) による結果、赤軸: 2) による結果)。1) の結果より、身長をより高精度に計測できれば、60 秒の時間計測誤差の許容時間で 85% 程度の入退場を正しく推定できた。さらに、色彩輝度値データを加えた 2) の場合、15 秒の時間計測誤差の許容時間でも 87% 程度の入退場を正しく推定できた。ゆえに、より高性能なセンサを利用すれば、8~9 割の人の入退場を 1 分程度以内の時間計測誤差で推定できると分かる。

5.7 評価結果の考察

本稿の提案手法では、図 5 のように複数のエリアにおけ

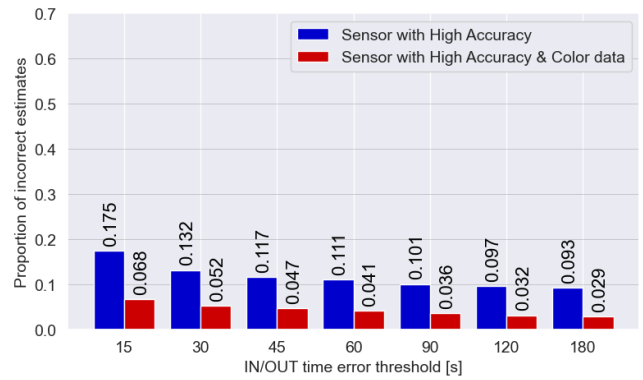


図 16 高性能な通過センサを用いた場合の誤推定率

Fig. 16 Estimation error rate using high-performance passing sensors.

る入退場情報をつなげていき、移動経路を推定する。そのため、大規模施設内の各エリアにおいて 80% の精度で移動経路を推定できる場合、2 つのエリアを經由する移動経路の推定精度は、双方のエリアで正しく入退場を推定できるという同時確率になるため、 $0.8^2 = 0.64$ 程度になると考えられる。つまり、より多くのエリアにわたる移動経路を推定するには、理想的にはきわめて高い精度で各エリアの入退場情報を推定する必要がある。上記の点をふまえると、本稿の実証実験環境では、収集した通過情報から移動経路推定を行うために十分な精度の入退場情報を推定できたとはいえない。しかし、シミュレーション結果より、現行のより高性能なセンサや追加の特徴情報を収集できるセンサを用いれば、十分な精度の入退場情報が得られると考えられる。ゆえに、人の流量に見合う性能・数の通過センサを設置すれば、本手法により有効な移動経路情報を得られると考えられる。

一方で、実環境におけるセンシングでは、時刻同期の問題やセンサ自身の計測タイミングに起因すると考えられる精度の低下が見られた。カメラ型のセンサで空間を網羅的にセンシングするタイプであれば、つねにどこかのセンサに観測対象の人が写っているため、センサ間の時刻にずれが生じていても、隣接するカメラの映像を順に追っていけば、人の移動経路を抽出できる。しかし、本手法では空間を網羅するようにセンサを設置しないため、各センサで計測した通過時刻の精度が非常に重要となる。ゆえに、本手法を用いる場合は、センサ間の時刻同期や各センサにおける通過時刻計測をできるだけ正確に行う必要がある。

また、5.6 節ではより性能の高い通過センサを用いた場合のシミュレーションを行い、精度の向上を確認した。しかし、実証実験環境よりも個人の特長につながりやすい情報を用いた結果である。一方で、施設によっては 1 つや 2 つのエリアしかない場合や、それほど高い精度の人流データを必要としない場面も考えられる。また、人の流量が少ないエリアでは、過剰な特徴情報を収集してしまうと、個

人の特定につながる恐れがある。そのため、使用する通過情報は対象とする施設や必要とする推定精度を基に検討し、必要な通過情報のみを収集するのが望ましいといえる。

5.8 コスト評価

提案手法における移動経路データの収集コストについて、同等のデータを得られる従来手法との比較を行う。ただし、データ通信にかかるコストは、いずれの手法も同様であるとして、以下のコスト評価では考えないとする。

本実証実験では、アクセスプラザに計 23 台のセンサを設置し、通過情報を用いて移動経路を推定した。この場合のコストとしては主に、導入費用としてセンサ 23 台の価格、ランニングコストとして移動経路推定の計算処理が必要になる。アクセスプラザにて用いたセンサは 1 台約 20 万円であるため、合計 460 万円となる。さらに、設置費用として 1 台 10 万円が必要とすると、初期費用はセンサ代とあわせて合計 690 万円となる。本稿の手法における計算処理は、一般的な PC でも十分に対応できるため、計算処理にかかる電気代も月あたり約 1,000 円となる（消費電力 50 W, 27 円/kWh として計算）。また、各センサの消費電力は表 3 より 8.5 W であるため、電気代は月あたり約 4,000 円となり、ランニングコストは合計で約 5,000 円となる。

一方で、アクセスプラザにカメラ型の人流センサを設置して、人流計測を行うとする。この場合、死角やオクルージョンを回避しながらエリア内をカバーするようにセンサの設置を行うと、本稿の実験環境では少なくとも 45 台程度のセンサが必要になると考えられる（図 7 のゲートグループごとに 2 台ずつ、中央の 4 本の柱の回りに 3 台ずつ、LiDAR の位置に 1 台ずつ、その他駅構内や狭い通路に 10 台置くかと仮定した）。つまり、仮に 1 台 5 万円の人認識を行うカメラ型センサを用いると、合計 225 万円になる。これに、設置費用（1 台 10 万円）を含めると、初期費用は合計 675 万円となる。また、個々の人を追跡するには、各センサで得られた情報を集約し、人の追跡処理を行う必要もある。ゆえに、ランニングコストとして、各カメラ型センサで約 10 W 程度、センサ情報の集約に数百 W 消費すると考えると、ランニングコストは月あたり数万円程度となる。

つまり、本実験で用いたセンサは単純なカメラより高機能なため、使用するセンサの価格は高くなる。しかし、センサの設置台数を削減できるため、設置費用を含めたコストを考えると、従来手法と大きな差は生じないと考えられる。一方で、提案手法による移動経路推定では、実空間から収集する情報を最小限に抑える。それゆえに、データ収集や処理にかかるランニングコストを削減できるため、長期的に見るとコストを抑えられると考えられる。

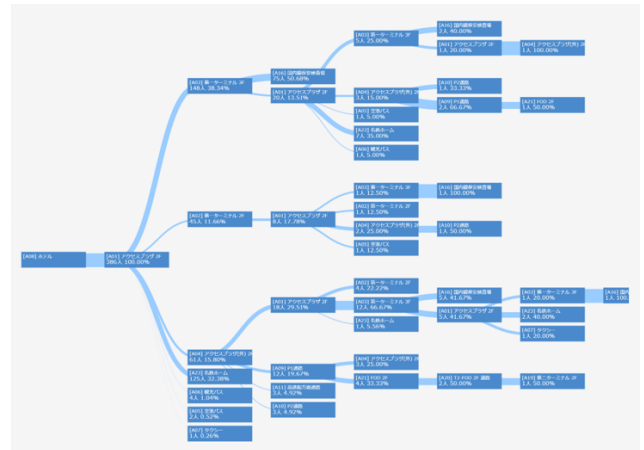


図 17 重み付け木による経路の使用頻度の可視化例

Fig. 17 Example of visualizing path usage frequency with a weighted tree.



図 18 移動経路の使用頻度の地図上への可視化例（午前）

Fig. 18 Example of visualizing travel path usage frequency on a map (A.M.).

5.9 提案手法の施設運用における活用

本手法で推定した移動経路情報は、以下に示す可視化方法で施設運用に活用できる。本研究では、通過センサデータの収集から移動経路を推定し、可視化するまでをほぼリアルタイムに行うシステムも開発した。

5.9.1 重み付け木による経路の使用頻度の可視化

この可視化では、移動経路情報から計算した経路の使用頻度を基に、図 17 に示すようによく利用される経路ほどその枝を太くし、視覚的にどの移動経路がより多く使用されているか可視化する。この可視化では、移動経路の開始地点である基準地点を変更したり、対象とする時間帯を分単位で設定できる。基準地点や対象期間を変更すると、各エリアから次のエリアへの曲線（枝）の太さが変化し、その変化から人流の大小の変化を把握できる。

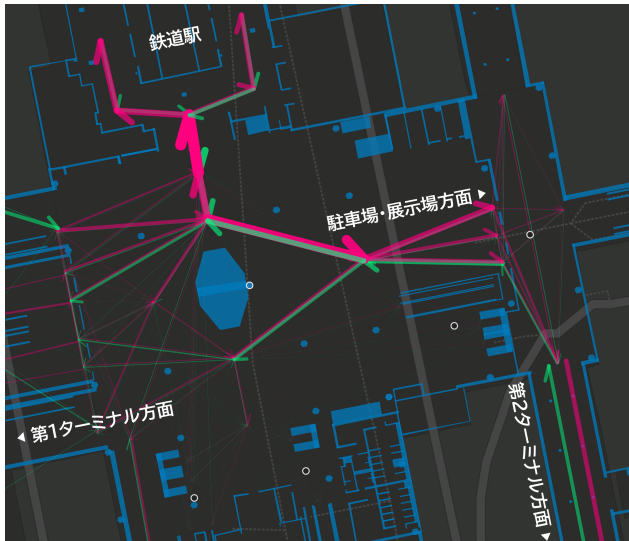


図 19 移動経路の使用頻度の地図上への可視化例 (午後)

Fig. 19 Example of visualizing travel path usage frequency on a map (P.M.).

5.9.2 移動経路の使用頻度の地図上への可視化

この可視化では、移動経路情報から計算した経路の使用頻度を基に、対応する経路の矢印が明るくかつ太く表示する。前項の可視化と同様に、対象とする時間帯を分単位で変更できるため、人流の時間変化をとらえたり、通路や空間の面積に対して人の流量の大小をとらえられるために使用できる。たとえば、図 18 はある日の午前中の人の移動傾向を表しており、多くの人が鉄道駅や駐車場方面から第 1 ターミナルに向かった。ゆえに、午前中は多くの人が飛行機に搭乗して空港を後にしたと考えられる。一方で、図 19 は図 18 と同日の午後の人の移動傾向を表しており、多くの人が第 1 ターミナルから鉄道駅や駐車場へ向かった。ゆえに、午後は多くの人が飛行機で空港に到着し、電車や車で最終目的地へと向かったと考えられる。

6. まとめ

本稿では、大規模施設におけるプライバシーな通過情報を利用した移動経路推定手法を提案し、中部国際空港およびシミュレーション環境における実証実験を通して評価を行った。その結果、入退場間の時間誤差が 3 分以内という条件下で、全体の 7 割強～8 割弱の入退場情報を推定できた。ただし、本稿の実証実験では人の特徴情報として身長を利用したが、実証実験環境における人の識別には十分な特徴情報ではなかったと考えられる。一方、提案手法では、使用する通過センサを変更すれば、髪や服の色、歩行速度等他の特徴情報も利用でき、その場合を想定したシミュレーションでは推定精度の向上が示唆された。ゆえに、適切な性能および数の通過センサを導入すれば、提案手法はプライバシーコストに配慮した移動経路推定を実現できる。また、移動経路推定結果を利用すれば、施設内の

人流の変化を時間単位で把握できた。今後は、移動経路推定結果を基にした、大規模施設における案内・誘導の改善や、広告の改善といった施策を実施・評価し、提案手法の実世界における有用性を示していきたい。

謝辞 本研究の一部は、NICT 委託研究 (222C01, 22609), JST CREST (JPMJCR21F2, JPMJCR22M4), 科学研究費補助金 (22H03696, 22K18422) に支援いただいています。また、実験場所をご提供いただいた中部国際空港株式会社様にも、厚く御礼申し上げます。

参考文献

- [1] ソフトバンク：人流データの活用事例 16 選 (2023), 入手先 <<https://www.softbank.jp/biz/blog/business/articles/202303/people-flow-data-case-study/>> (参照 2023-08-22).
- [2] 国土交通省：大規模複合施設における人流カウントと建物屋内モデルを用いた可視化—Use Case—PLATEAU [プラトー] (2021), 入手先 <<https://www.mlit.go.jp/plateau/use-case/uc20-008/>> (参照 2023-01-05).
- [3] Asgari, F., Gauthier, V. and Becker, M.: A survey on human mobility and its applications, arXiv preprint arXiv:1307.0814 (2013).
- [4] European Union: Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016 on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data and on the free movement of such data, and repealing Directive 95/46, *Official Journal of the European Union (OJ)*, Vol.59, No.1-88, p.294 (2016).
- [5] 日本経済新聞：グーグルに制裁金 62 億円 仏当局、個人情報取得めぐり、日本経済新聞 (2019).
- [6] 映像センサー使用大規模実証実験検討委員会：調査報告書 (2014), 入手先 <<https://www.nict.go.jp/nrh/iinkai/report.pdf>> (参照 2023-01-26).
- [7] ITmedia：渋谷を歩くだけで年齢から行動、服のブランドまで筒抜け? “AI カメラ 100 台設置プロジェクト” が物議 (2023), 入手先 <<https://www.itmedia.co.jp/news/articles/2309/01/news168.html>> (参照 2023-09-06).
- [8] Google: Request location permissions — Android Developers (2023), available from <<https://developer.android.com/training/location/permissions>> (accessed 2023-08-08).
- [9] Android Open Source Project: Implementing MAC Randomization — Android Open Source Project (2022), available from <<https://source.android.com/docs/core/connect/wifi-mac-randomization?hl=en>> (accessed 2023-07-06).
- [10] Ye, M., Shen, J., Lin, G., Xiang, T., Shao, L. and Hoi, S.C.H.: Deep Learning for Person Re-Identification: A Survey and Outlook, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.44, No.6, pp.2872–2893 (online), DOI: 10.1109/TPAMI.2021.3054775 (2022).
- [11] Taipalus, T. and Ahtiainen, J.: Human detection and tracking with knee-high mobile 2D LIDAR, *2011 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, pp.1672–1677 (2011).
- [12] Shackleton, J., VanVoorst, B. and Hesch, J.: Tracking People with a 360-Degree Lidar, *2010 7th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, pp.420–426 (2010).
- [13] Ratti, C., Frenchman, D., Pulselli, R.M. and Williams,

S.: Mobile landscapes: using location data from cell phones for urban analysis, *Environment and planning B: Planning and design*, Vol.33, No.5, pp.727-748 (2006).

[14] Caceres, N., Wideberg, J. and Benitez, F.: Deriving origin-destination data from a mobile phone network, *IET Intelligent Transport Systems*, Vol.1, No.1, pp.15-26 (2007).

[15] Fukuzaki, Y., Mochizuki, M., Murao, K. and Nishio, N.: Statistical analysis of actual number of pedestrians for Wi-Fi packet-based pedestrian flow sensing, *Adjunct Proc. 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proc. 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp.1519-1526 (2015).

[16] Kawaguchi, N., Hiroi, K., Shionozaki, A., Asukai, M., Nasu, T., Hashimoto, Y., Nakamura, T., Gotou, T. and Ando, S.: Wi-Fi Human Behavior Analysis and BLE Tag Localization: A Case Study at an Underground Shopping Mall, *Proc. 13th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services*, pp.151-159 (2016).

[17] 浦野健太, 廣井 慧, 梶 克彦, 河川信夫ほか: 配布型 BLE タグとタンデムスキャナを用いた屋内位置推定手法, *情報処理学会論文誌*, Vol.60, No.1, pp.58-75 (2019).

[18] 国土交通省: Wi-Fi パケットセンサーによる地点間移動のモニタリング—Use Case—PLATEAU [プラトー], 入手先 (<https://www.mlit.go.jp/plateau/use-case/uc20-007/>) (参照 2023-01-05).

[19] 永田吉輝, 廣井 慧, 米澤拓郎, 河川信夫: 複数の 3D 通過センサによるプライバシーを考慮した人流推定手法, *マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2020 論文集*, Vol.2020, pp.1020-1028 (2020) (オンライン), 入手先 (<https://cir.nii.ac.jp/crid/1050292572093330048>).

[20] 国土交通省不動産・建設経済局: 地域課題解決のための人流データ活用の手引き (2022), 入手先 (https://www.mlit.go.jp/report/press/tochi_fudousan_kensetsugyo17-hh_000001_00017.html) (参照 2023-08-24).

[21] 株式会社ブログウォッチャー: サービス, 入手先 (<https://www.blogwatcher.co.jp/service/>) (参照 2023-01-13).

[22] 株式会社 NTT ドコモ: 【公式】モバイル空間統計—位置情報などのビッグデータを利用した人口統計情報, 入手先 (<https://mobaku.jp/>) (参照 2023-01-13).

[23] クウジツ株式会社: 無線 LAN・位置情報—PlaceEngine—Koozyt, 入手先 (<http://www.placeengine.com/show/about/>) (参照 2023-01-13).

[24] 大西正輝, 山下倫央: カメラによる人流計測とシミュレーションによる人流予測に基づく人流解析に関する研究動向について, *知能と情報*, Vol.28, No.6, pp.187-193 (2016).

[25] コニカミノルタ: コニカミノルタと丸紅ネットワークソリューションズ来店者分析ソリューション「人流マーケティング」で協業顔認識不要で同一人物を特定し複数のカメラで追跡, 入手先 (<https://www.konicaminolta.com/jp-ja/newsroom/2021/0615-01-01.html>) (参照 2023-08-24).

[26] ATR-Promotions: 人位置計測システム「ATRacker」, 入手先 (<http://www.atr-p.com/products/HumanTracker.html>) (参照 2023-01-14).

[27] 特許庁: 公開特許公報特開 2011-215027 焦電型赤外線センサアレイを用いた測位システム及び測位方法 (2011).

[28] Mohammadmoradi, H., Munir, S., Gnawali, O. and Shelton, C.: Measuring People-Flow through Doorways Using Easy-to-Install IR Array Sensors, *2017 13th International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS)*, pp.35-43 (online), DOI: 10.1109/DCOSS.2017.26 (2017).

[29] 戸出悠太, 片山 晋, 浦野健太, 青木俊介, 米澤拓郎,

河川信夫, 泉 智博, 荻野 淳, 小山信之, 太田智浩: 赤外線グリッドセンサを用いた深層学習での人の位置推定手法の検討, *マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2021 論文集*, Vol.2021, No.1, pp.909-915 (2021).

[30] 阿久津邦男: 歩行の科学: 運動不足克服のために, No.15, 不昧堂 (1975).

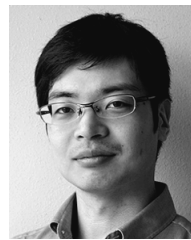
[31] Vitracom: VC-3D Sensor - Vitracom GmbH — Personenzählung mit Shop Efficiency Monitoring — Personenzählung, available from (<http://www.vitracom.de/en/people-counting/vc-3d-sensor.html>) (accessed 2023-01-11).

[32] SLAMTEC: RPLIDAR S2 High performance DTOF Lidar, Workable in both Indoor and Outdoor, available from (<https://www.slamtec.com/en/S2>) (accessed 2023-01-11).



永田 吉輝 (学生会員)

1998 年生. 2021 年名古屋大学工学部電気電子・情報工学科卒業. 2023 年同大学大学院工学研究科情報・通信工学専攻博士前期課程修了. 同年より同大学院博士後期課程. 屋内位置推定や人流推定, 実世界データ処理等の研究に従事. リンナイ奨学財団奨学生.



浦野 健太 (正会員)

2016 年名古屋大学工学部電気電子・情報工学科卒業. 2018 年同大学大学院修士課程, 2021 年博士課程を修了. 同年より同大学院助教. 博士 (工学). 屋内位置推定, 実世界データモデリング, 生体信号のエンターテインメント利用に関する研究に従事.



米澤 拓郎 (正会員)

2010 年慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科後期課程博士号取得後, 同大学院特任助教, 特任講師, 特任准教授を経て, 2019 年より名古屋大学大学院工学研究科准教授. 主に, ユビキタスコンピューティングシステム, ヒューマンコンピュータインタラクション, センサネットワーク等の研究に従事. ACM, 電子情報通信学会, IEEE 各会員.



河口 信夫 (正会員)

1990年名古屋大学工学部電気電子工学科卒業。1995年同大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程満了。同年同大学工学部助手，同大学講師，准教授を経て，2009年より同大学大学院工学研究科教授。NPO 位置情報サー

ビス研究機構 Lisra 代表理事。モバイルコミュニケーション，ユビキタスコンピューティング，行動センシングの研究に従事。博士（工学）。ACM, IEEE, 人工知能学会，日本ソフトウェア科学会，電子情報通信学会，日本音響学会各会員。本会シニア会員。