

# スマートフォンを活用した 屋内環境における混雑センシング

西村 友洋<sup>1</sup> 樋口 雄大<sup>1</sup> 山口 弘純<sup>1</sup> 東野 輝夫<sup>1</sup>

**概要:** 近年, スマートフォンの普及に伴い, 歩行者向けのナビゲーションが広く利用されているが, 群衆による混雑状況が反映されていないのが現状である. 日常的に多くの人々が往来する地下街や商業ビルなどにおいて, 各地点の混雑状況を把握することができれば, ユーザの状況に応じた移動支援が可能になると考えられるが, 混雑状況を安価に検知する方法論や技術は近年始まったばかりである. 本論文では, スマートフォンに内蔵されたマイク及び加速度センサを用いて混雑時の周囲の音及びユーザの歩行動作をセンシングすることで, 周辺の混雑状況をモバイル端末上で推定する手法を提案する. 一般に混雑時には群衆の歩行速度に合わせて移動するため加速度に変化が生じる. また, 人による混雑時において振幅が増大する低周波数領域を抽出し, これらの特徴量を合わせて混雑判定を行う. 実環境において性能評価実験を行い, 周辺の混雑状況を平均約 70 %の精度で認識できることを確認した.

## Low-cost Indoor Crowd Density Sensing using Smartphones

TOMOHIRO NISHIMURA<sup>1</sup> TAKAMASA HIGUCHI<sup>1</sup> HIROZUMI YAMAGUCHI<sup>1</sup> TERUO HIGASHINO<sup>1</sup>

### 1. まえがき

スマートフォンの普及に伴い, GPS や WiFi 測位等を用いた歩行者向けのナビゲーションサービスが広く利用されている. 目的地までの最短ルートを案内する従来の基本的なナビゲーションサービスに加えて, 近年では, 雨の日や日差しが強い日に地下街など屋根があるルートを優先的に提示したり, 大きな荷物を運ぶユーザに対して階段をなるべく避けるようなルートを案内するなど, 地図情報を最大限に活用することで, ユーザの状況に応じた利便性の高いナビゲーション [1], [2] が実現されている. 一方, 主要駅周辺の地下街やイベント会場など多くの人々が往来する場所では, 目的地までの経路の混み具合によって所要時間が大きく変化する. また, 身体的障害を抱える人々や, 乳幼児を同伴し移動に負担が伴う人々に対しては, 混雑したエリアを避けるルートを案内するなど, より安全な移動方法を提示できることが望ましい. 車両向けのナビゲーションシステムにおいては, 一般に, VICS 等の路側機や車両ブ

ロード情報から収集される渋滞情報を考慮してルートが決定されている [3], [4] が, 歩行者ナビゲーションでは, こうした経路上の混雑状況がルート案内に反映されていないのが現状である.

ショッピングモールや地下街といった公共空間における群衆の動きを高い精度でトラッキングすることを目標として, 監視カメラ等の映像を用いた人流推定手法がこれまで数多く提案されている [5], [6], [7], [8]. こうした映像ベースのトラッキング手法を応用すれば, 各エリアにおける歩行者の密度の推定が可能になると考えられるが, 監視範囲が限られていたり, プライバシー保護などの課題も多い. 一方, 環境内の群衆が持つモバイル端末上で情報収集のためのアプリケーション (クライアント) を動作させ, WiFi 測位 [9], [10] 等により取得した端末の位置情報を定期的にサーバ上へ収集すれば, 監視カメラ等のインフラに依存することなく, 空間内の人の密度を把握することができる. しかし, 端末を保持していない人々や, クライアントを動作させていない端末の動きを捉えることは困難であるため, 混雑度の推定精度はクライアントを動作させている人の割合 (混入率) に強く依存する. また, 近隣のモバイル

<sup>1</sup> 大阪大学 大学院情報科学研究科  
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

端末間で Bluetooth による無線通信を行い、受信電波強度のばらつき等をもとに群衆の密度を推定する手法 [11] も提案されているが、歩行流の速度や歩きやすさなど、前述の歩行者ナビゲーションで必要とされるような、環境内における群衆の動きの特性を詳細に把握することは難しい。

そこで本研究では、混雑時および非混雑時における人間の歩行動作や周辺環境の特徴をモデル化し、市販のスマートフォンに内蔵された加速度センサおよびマイクを用いて混雑時の周囲の音及びユーザの歩行動作をセンシングすることで、地下街など日常的に多くの人々が往来する環境において、エリアごとの混雑状況をリアルタイムに推定する手法を提案する。一般に、多数の通行人で混雑した通路では、周囲の群衆の流れに合わせて移動を行う必要があるため、歩行時の 1 歩ごとの時間間隔 (ステップ間隔) が平時と比べて大きく増加する傾向がある。また、通路の交差点など複数の人の流れが交わる地点では、異なる方向へ向かう人との衝突を避けるため、歩行時のステップ間隔のばらつきが一時的に大きくなると考えられる。さらに、人による混雑時には、一般に、雑踏音や周囲の人の会話音によって、環境音の特定の周波数成分の振幅が大きくなる。本稿では、Android 端末を用いた予備実験の結果を通じて、混雑度推定に有効なセンサ特徴量を明らかにし、それに基づき混雑度の分類アルゴリズムを設計する。環境内のクライアント群によるセンシング結果を、WiFi 測位や pedestrian dead reckoning により推定した端末の位置情報 [12], [13] とともにサーバ上へ集約し、複数のクライアントから得られた情報をエリアごとに統合することで、対象領域全体の混雑状況の把握を実現することを目指している。

提案手法の性能を評価するため、地下鉄御堂筋線梅田駅改札付近の地下街エリアで Android 端末を用いた実証実験を行い、様々な混雑状況の下で、提案手法の混雑度推定精度を評価した。その結果、各被験者の周辺の混雑状況を平均約 70% の正解率で認識できることを確認している。

## 2. 関連研究

### 2.1 モバイル端末向け位置推定手法

屋内環境におけるモバイル端末向けの測位技術としては、フィンガープリントに基づく手法が広く利用されている。なかでも WiFi アクセスポイントからの電波の受信状況に基づく測位方式 [9], [10] は、既存のインフラを活用できるといった利点から、活発に研究が行われている。この方式では、建物内の各地点において WiFi アクセスポイントからの受信電波強度を測定し、あらかじめ環境内の電波強度マップを作成しておく。モバイル端末で観測された受信電波強度のシグネチャと電波強度マップとのマッチングを行うことで、端末の現在位置を数 m ～数十 m の精度で推定することができる。

加速度センサや電子コンパスといったセンサを用いて歩

行者の移動軌跡を推定する PDR 技術も活発に研究されている [13], [14], [15], [16]。従来の PDR 手法の多くは専用のセンサを腰や足といった体の特定の部位に取り付けることを想定しているが、近年では、スマートフォンなど市販の携帯電話端末上での動作を前提とした手法 [13], [16], [17] も研究が進んでいる。また、粒子フィルタ等を用いて移動軌跡の推定結果をフロアマップとマッチングすることで、センサノイズ等に起因する位置推定誤差を効果的に軽減する手法も提案されている [14], [15], [16]。

提案手法は特定の測位技術には依存しないものの、混雑度推定においてモバイル端末が存在する領域を正確に把握するためには、少なくとも 10m 程度の測位精度が得られることが望ましい。WiFi フィンガープリントによる測位方式と PDR とを併用すれば、本稿で想定する地下街や商業施設といった屋内環境において、歩行者が保持するモバイル端末単体で上記の測位精度を実現することができると考えられる。

### 2.2 移動体トラッキング

環境内に設置されたカメラやセンサ機器を用いて歩行者流のトラッキングを行うための技術も活発に研究されている。例えば、文献 [6] では、ステレオビジョンカメラを用いて歩行者の頭部をトラッキングすることで、人流を計測している。こうした映像ベースのトラッキング技術を用いれば、環境内の歩行者の数や移動軌跡を高精度に計測することができるが、1 台のカメラで監視可能な領域は限られているため、広いエリアの混雑状況を網羅的に把握するためには、多数のカメラを設置する必要がある。また、プライバシーの観点から、カメラの設置や映像の利用が制限される場合もある。

文献 [6], [18] では、環境内の複数の地点に RFID リーダーを設置し、歩行者が保持する RFID タグを読み取ることで、人流のトラッキングを実現している。映像ベースの方式と比較して、運用次第で歩行者の匿名性を保ちやすいという利点があるが、タグリーダーの設置に要するコストや、RFID タグの普及率が課題である。

Laser Range Scanner (LRS) を用いた人流計測手法も数多く提案されている。LRS は、レーザー光の伝搬遅延時間を利用して、半径数十 m 以内にある物体までの距離を正確に計測することができる。文献 [19] では歩行者の足首付近を LRS を使って計測し、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して歩行者トラッキングを行っている。また、文献 [20] では、歩行者の腰の高さに合わせて壁面に LRS を設置することで、地下街における人の移動軌跡を推定している。これらの手法では、歩行者との距離情報のみを用いて人流のトラッキングを行うことから、映像ベースの方式とは異なりプライバシーの問題が生じにくいという利点がある。一方、歩行者の密度が高い環

境では、センサの近くを通行する歩行者や障害物によってレンジセンサの視界が遮られることで遠い位置にいる歩行者の検出が困難となる、オクルージョンと呼ばれる問題が頻繁に発生し、検出精度が低下する。

### 2.3 群衆密度推定

監視カメラやセンサ機器といったインフラに依存せず、市販の携帯電話端末を用いて群衆の密度を低コストに推定する手法も検討されている。文献 [11] では、近隣のモバイル端末間で Bluetooth による無線アドホック通信を行い、通信範囲内の端末数や受信電波強度のばらつきをもとに、ユーザ周辺の群衆の密度を推定している。この手法では、Bluetooth 端末を常に周辺のデバイスから検出可能な状態にすることを想定しており、ユーザの意図していないところで端末を不正にトラッキングされるといったプライバシー上の問題や、悪意のあるユーザから不正アクセスを受けるといったセキュリティ上の問題が生じうる。文献 [21] では、携帯電話端末が接続している基地局の情報を利用して、都市間における人の移動をモデル化している。基地局情報を利用することで、端末間の近接通信やセンシング等を行うことなく低コストに群衆密度を推定することができるが、基地局測位による端末位置の推定精度は数百 m 程度であり、屋内の各エリアにおける混雑状況の把握を目的とする提案手法とは、想定するスケールが大きく異なる。文献 [22] では、携帯電話端末間で音声ビーコンによる通信を行うことにより、環境内に存在する端末の数を高精度に推定する手法を提案している。端末間で送受信するビーコンに含めるデータの符号化アルゴリズムを工夫することにより、端末数が多い環境でもロバストな推定を行うことができるが、端末を保持していない人やサービスに参加していない人の存在を認識することはできないため、クライアント混入率が低いと想定される環境で、群衆の密度を高精度に推定することは難しい。また、移動に負担を伴う人々に対して歩きやすい経路を案内するハンディキャップナビゲーションや、目的地までの正確な所要時間の予測を実現するためには、群衆の密度に加えて、人の流れのスムーズさなど、群衆の動きの特性まで把握できることが望ましい。既存の群衆密度推定手法は、環境内の人の数や密度のみを推定の対象としており、上記のような詳細な状況把握は難しい。

### 2.4 音声情報を用いた環境認識

モバイル端末に内蔵されたマイクから取得される音声情報を用いて、位置や環境の認識を行う試みも盛んに行われている。Ear-phone [23] では、携帯電話端末を用いた参加型センシングによって都市部における騒音情報を収集し、その結果を地図上へマッピングすることで、騒音公害の軽減に向けた都市計画の支援を目指している。Ear-phone

は、環境音の大きさを分析することで対象領域内の状況認識を行っているという点で、提案手法との関連性が特に高いといえる。提案手法では、事前実験を通じて、混雑度に応じた特徴が表れやすい周波数帯を明らかにし、それに基づき推定アルゴリズムを設計することで、混雑度推定精度の向上を図っている。文献 [24] では、環境音の特徴をフィンガープリントとして用いることで、建物内において部屋単位の位置推定を実現している。文献 [25] では、携帯電話が接続する基地局の履歴から得られる乗客の大まかな位置情報をもとに、バスが停留所へ到着するまでの時間を低コストに予測している。このとき、携帯電話端末のマイクを用いてバスの乗降口に設置されている IC カードリーダーから発せられるビーブ音を検出することで、バスの乗客を特定している。また、SoundSense [26] では、携帯電話端末から取得した音声情報に対して機械学習アルゴリズムを適用することで、「音楽」、「会話」といった音のタイプと、「歩行」や「車の運転」といったイベントの検出を行い、音声ベースのコンテキスト推定を可能にしている。提案手法では、モバイル端末の処理性能の制約を考慮し、特定の周波数帯の音の大きさをもとに混雑度の分類を行うシンプルなアルゴリズムを用いているが、上記の手法のように、音声イベントの認識や環境ごとのフィンガープリントを活用すれば、より粒度の高い混雑度推定を実現することができると考えられる。

### 2.5 本研究の位置づけ

提案手法では、スマートフォン端末の複数のセンサを用いて周辺の混雑状況に応じた人の動きの特徴や周辺環境をセンシングし、環境内の複数の端末から収集された情報をサーバー上で集約・統合することでエリアごとの混雑状況を判定する。環境内を歩行する人の動きを分析の対象とすることで、人の密度に加え、エリア内の歩きやすさや移動に要する時間といった詳細な状況の把握が可能となる。また加速度情報やマイクといった端末に内蔵されたセンサのみを用いて混雑度を推定するため、文献 [11] の手法のように周囲の端末との通信を必要せず、クライアントの混入率が低い環境においても個々の端末上で周辺の混雑度を推定することができる。提案手法のように、インフラや歩行者によるレポートに依存せず、市販のモバイル端末から取得可能なセンサ情報のみを用いて群衆の密度および移動の振る舞いを認識する手法は、これまでに提案されていない。また、各クライアントによるセンシング結果をサーバ上へ集約し、複数のクライアントの混雑度推定結果を多数決アルゴリズムに基づき統合することで、個々のクライアントによる推定誤差の影響を軽減し、さらなる精度向上を実現している点が [11], [22] といった既存手法とは異なる。

### 3. 提案手法

#### 3.1 システムの概要

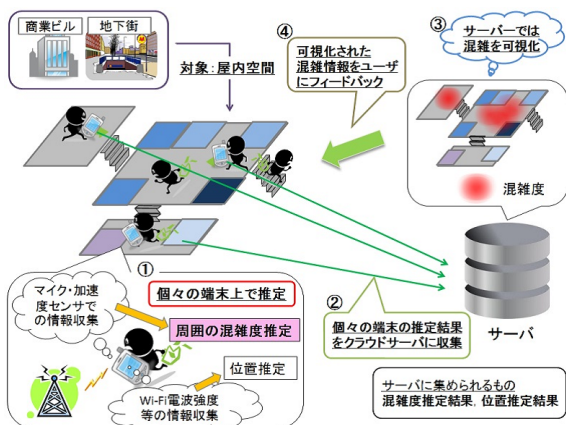


図 1 提案システムのアーキテクチャ

提案システムが想定する全体アーキテクチャを図 1 に示す。システムは、スマートフォン上で動作する 1 台以上のクライアントと、センシングされた混雑度を集約するクラウドサーバから構成される。クライアントは、加速度センサから 20 ミリ秒毎に計測値を取得し、過去一定期間の計測値の履歴を端末上で分析することにより、クライアント周辺の混雑の有無と有の場合の種別を“群衆密度(低・中)”, “群衆密度(高/直線)”, “群衆密度(高/交差)”の 3 つのカテゴリで分類する。また周辺音をマイクから継続的に収集し、20 ミリ秒を 1 フレームとした周波数成分解析を行うことで混雑度を判定する。これも同様に過去一定期間の計測値の履歴を端末上で分析することにより、クライアント周辺の混雑度を“群衆密度(低)”, “群衆密度(中)”, “群衆密度(高)”の 3 つのカテゴリに分類する(図 1 中の(1))。混雑度のカテゴリの定義については 3.3 節、加速度情報及び音声情報をもとに混雑度を推定するための特徴量とアルゴリズムについては 3.4 節で説明する。

また、各クライアントは継続的に加速度をモニターしているため、これを歩行者自律航法にも用いることで、歩行軌跡情報が得られる [15]。WiFi などを用いた測位とこの自律航法を併用することで、おおよその位置情報を得ることができるため、提案アーキテクチャではそのような位置情報を前提とし、各クライアント  $i$  は、各時刻  $t$  における位置情報と混雑度推定結果の組  $(p_{i,t}, c_{i,t})$  を 3G または WiFi ネットワークを通じて定期的にサーバへ送信する(図 1 中の(2))。

サーバ上では、クライアント群から収集したローカルな混雑度推定結果を、位置情報をもとにエリアごとに集約することで、各エリアにおけるリアルタイムな混雑状況を推定する(図 1 中の(3))。エリアは、必要とされる混雑度情報の粒度に応じて、サービス提供者によって人為的に定義

されるものとし、サイズは端末の位置推定精度に比べて十分に大きいものと仮定する。なお、通路の道幅が変化する地点や、改札・階段等のある場所においては、混雑状況が局所的に大きく変化することが想定される。混雑度の推定精度を高めるためには、建物の構造を考慮し、同一エリア内の混雑度が可能な限り均一となるようにエリアを定義することが望ましい。それぞれのクライアントによる混雑度推定結果には、端末の保持方法等に起因する加速度のノイズや人の動きの個人差によって誤差が生じる可能性があるが、提案手法では、このようにサーバ上で多数のクライアントのセンシング結果を集約することで、個々のクライアントの誤差が最終的な混雑度推定精度に与える影響の軽減を図る。複数のクライアントから収集した混雑度推定結果を統合し、エリアごとの混雑度を推定するアルゴリズムは 3.4.6 節で述べる。

以上により推定したエリアごとの混雑度情報をクライアントへフィードバックし、地図上に重畳してユーザへ提示することで、対象領域全体の混雑状況の把握を可能にするとともに、目的地までの移動時間の予測や歩行者ナビゲーションといったアプリケーションに応用することを想定している(図 1 中の(4))。

#### 3.2 混雑判定の対象領域

一般に、地下街や駅前、ビルのような移動空間は、(1) 通路、(2) 広場や改札前のような自由空間、(3) エスカレータ、エレベータおよび階段のような移動用機器あるいは通路、で構成されると考えられる。本稿では、対象領域において最も多くの面積を占めると想定される通路に着目し、混雑度推定モデルの設計と評価を行う。

#### 3.3 混雑度の定義

群衆密度の低い空間では、ある方向に進む歩行者が、他の歩行者の行動にほとんど影響されることなく、自分に合った速度や経路で移動することが出来る。しかし歩行者の密度が高くなるにつれて、他の歩行者との干渉により速度や方向を変える機会が増え始め、最終的には群衆の一員として周囲の歩行者と同じ速度で歩くようになる。文献 [27] では、群衆密度の増加と歩行速度の関係が分析されており、群衆密度が増加するに伴い、歩行者の歩行速度の自由度が低下し、流れが一様になることが示されている。群衆密度の変化とそれに伴う歩行速度の変化を図 2 に示す。同図より、歩行者密度が  $1.0 \text{ 人}/\text{m}^2$  未満の場合には、元の歩行速度の 75~80% 程度の歩行速度で移動できている。しかし、群衆密度がさらに増加すると、急激に歩行速度が低下し、群衆密度が  $2.5 \text{ 人}/\text{m}^2$  の場合には、元の速度の 20% 程度となる。歩行者密度が  $2.5 \text{ 人}/\text{m}^2$  以上になると集団転倒などの事故の危険性が高まる。

これらの知見に基づき、本稿では、単位面積当たりの人

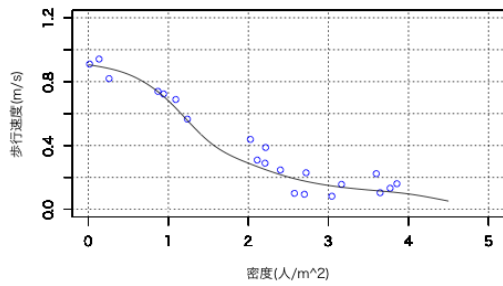


図 2 群衆密度と歩行速度の関係 [27]

の数 (群衆密度) を基準として、クライアント周辺の混雑状況を以下のカテゴリに分類する。

**群衆密度 (低)**

群衆密度が  $1.0 \text{ 人}/\text{m}^2$  未満の混雑状況 (図 3)

**群衆密度 (中)**

群衆密度が  $1.0 \text{ 人}/\text{m}^2$  以上、かつ  $2.5 \text{ 人}/\text{m}^2$  未満の混雑状況 (図 4)

**群衆密度 (高)**

群衆密度が  $2.5 \text{ 人}/\text{m}^2$  以上の混雑状況 (図 5)



図 3 群衆密度 (低)



図 4 群衆密度 (中)

また文献 [28] では歩行者の流動の際、交差の有無によって生じる負荷について分析が行われており、複数の群衆がすれ違う際には小さな負荷が生じ、動線が交差する際には大きな負荷を生じることが指摘されている。そのため歩行者の動線が多く交差するような場所は、危険性が高く、歩行時の快適性が低いといえる。このため、目的地までの所要時間に基づく経路案内や、経路上の歩きやすさを考慮した



図 5 群衆密度 (高)

ハンディキャップナビゲーションにおいては、空間内の人の密度に加えて、群衆の移動の振る舞いの把握が求められる。この観点から、本研究の提案手法では、個々の歩行者の移動方向の差を基準として、歩行流の交差が起こりやすい群衆密度 (高) をさらに以下の 2 つのカテゴリに細分化する。ここで、エリア内の歩行者間の移動方向の差  $\Theta_i$  を小さい順に並べたものを  $\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_w$  ( $w = \frac{K(K-1)}{2}$ ) とする。このとき、 $[0.7w]$  番目の要素  $\Theta_s$  が  $45^\circ$  未満の時 群衆密度 (高/直線)、 $45^\circ$  以上であるとき、群衆密度 (高/交差) と定義する。

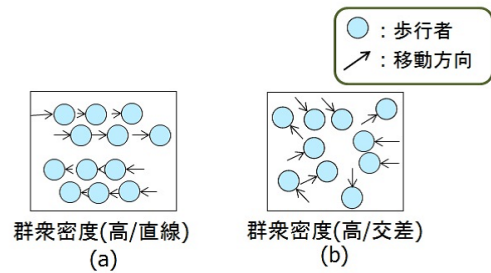


図 6 混雑度のカテゴリ

群衆が図 6(a) のようにほぼ一定の方向へ向かって移動している群衆密度 (高/直線) に対して、同図 (b) のような群衆密度 (高/交差) では異なる方向へ向かう人々との衝突が発生する可能性が高いため、より歩きにくく、歩行に困難が伴う人々にとって危険度の高い状況であると考えられる。また、混雑の特性も判定することで、地点ごとに予想される混雑特性と判定された混雑特性がマッチした場合には混雑の確からしさを高めやすいといった効果もある。提案手法では、クライアントが取得した加速度情報を用いて群衆密度 (低・中)、群衆密度 (高/直線)、群衆密度 (高/交差) の 3 つのカテゴリの判別を行う。一方、音声情報に基づく混雑度推定では、群衆密度 (低)、群衆密度 (中) 及び群衆密度 (高) の 3 つのカテゴリを判別する。これら 2 つのセンサによる判別結果を組み合わせることで、クライアント周辺の混雑状況の推定を、群衆密度 (低)、群衆密度 (中)、群衆密度 (高/直線)、群衆密度 (高/交差) の 4 つのカテゴリに分類することが可能になる。

### 3.4 クライアント周辺の混雑状況の推定

#### 3.4.1 加速度情報による特徴量の定義

モバイル端末を保持する歩行者の行動に応じたセンサ情報の特性を調べるため、加速度センサ、電子コンパス、およびジャイロセンサの計測値を収集する Android アプリケーションを実装し、大阪市営地下鉄御堂筋線梅田駅周辺の地下街エリアにおいて Android 端末 (Nexus S) を用いた予備実験を実施した。実験用アプリケーションでは、上記の3種類のセンサの計測値をそれぞれ20ミリ秒毎に取得し、端末上のストレージに保存する。予備実験では、1名の被験者が実験用端末を体の前方に把持した状態で、群衆密度(低・中)、群衆密度(高/直線)、群衆密度(高/交差)の各混雑状況において、それぞれ約100分間歩行し、移動中のセンサ計測値のログを収集した。

実験によって得られたセンサ情報を分析した結果、混雑状況に応じて歩行時の1歩ごとの時間間隔(ステップ間隔)に特徴が表れることが分かった。それぞれの混雑状況におけるステップ間隔の時間変化を図7に示す。非混雑時と直線混雑時におけるステップ間隔に着目すると、いずれもステップ間隔のばらつきが比較的小さいことが分かる。一方、交差混雑時にはステップ間隔が時間とともに大きくばらついている。これは、異なる方向に向かう人々との衝突を避けるために、一時的に歩行速度を落としたり、立ち止まったりする動作に起因している。また、直線混雑時および交差混雑時には、非混雑時に比べてステップ間隔が平均的に長くなっている。このように、混雑時には、周囲の人の流れに合わせて歩行するため、歩行速度が平時と比べて低下する傾向がある。提案手法では、これらの知見に基づき、加速度情報から検出したステップ間の時間間隔を特徴量として混雑状況の分類を行う。歩行時のステップは、端末の保持方法に依存せず高い精度で推定できることが知られている [16]。このため、ステップ間隔を特徴量として用いることで、特定の端末保持方法を仮定することが難しい実環境においても、混雑状況をロバストに推定することができると考えられる。加速度データから歩行時のステップを検出するためのアルゴリズムについては3.4.2節、ステップ間隔に基づき歩行者周辺の混雑状況を推定するためのアルゴリズムについては3.4.4節でそれぞれ述べる。

#### 3.4.2 ステップ間隔の検出

本節では、クライアントにより取得された加速度データから、歩行時のステップ間隔を検出する方法について述べる。端末を手に把持して歩行した際の鉛直方向加速度の時間変化をプロットしたグラフを図8に示す。同図より、加速度センサから取得される計測値には、端末の微小な振動等に起因する小さなノイズが含まれていることが分かる。こうしたノイズに起因してステップの誤検出や検出漏れが発生することを防ぐため、提案手法では、はじめにセンサ計測値に対して移動平均フィルタを適用することで、加速

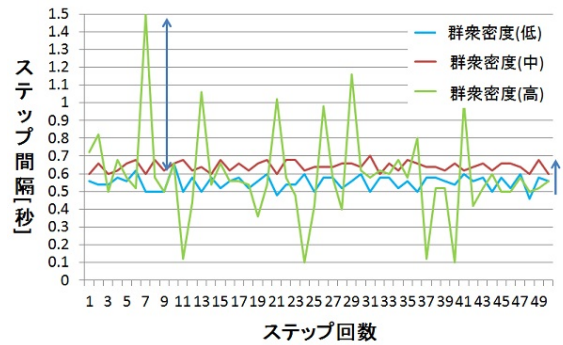


図7 混雑状況別のステップ間隔の遷移

度データのノイズを軽減する。

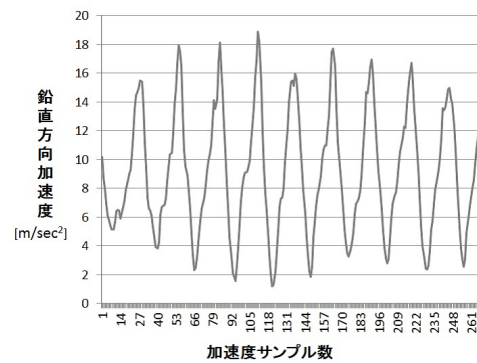


図8 歩行時の鉛直方向加速度(移動平均フィルタ適用前)

加速度センサから取得した  $k$  番目の鉛直加速度サンプルを  $A_k$ 、最新の加速度サンプルを  $A_m$  とすると移動平均  $MA_m$  は式(1)により定義される。

$$MA_m = \frac{A_m + A_{m-1} + \dots + A_{m-n+1}}{n} \quad (1)$$

提案手法では、新しい加速度サンプルが取得されるたび、過去  $n$  個の加速度サンプルを利用して移動平均を算出する。なお、本報告では  $n = 10$  とする。移動平均フィルタを適用した後の鉛直方向加速度(図9)では、図8で見られた加速度の微小なばらつきが軽減されていることが確認できる。

歩行時には、地面から足が離れる瞬間に鉛直方向上向きの加速度が最大になることが知られている。そこで提案手法では、鉛直方向加速度のピーク値を発見することで歩行時のステップを検出する。以上により検出されたステップ間の時間間隔をステップ間隔と定義し、3.4.4節で述べる混雑度推定アルゴリズムの特徴量として利用する。

#### 3.4.3 音声情報による特徴量の定義

群衆密度に応じた環境音の特徴を調べるため、3.4.1節の予備実験と同一のエリアにおいて、Android 端末上で音声情報を収集する予備実験を実施した。群衆密度(低)、群衆密度(中)、および群衆密度(高)の各混雑状況において、

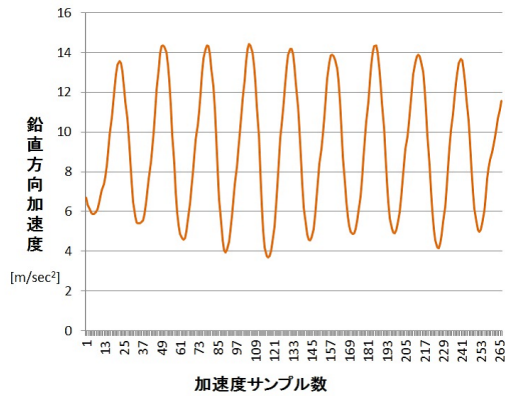


図 9 歩行時の鉛直方向加速度 (移動平均フィルタ適用後)

1名の被験者が実験用端末 (Nexux S) を体の前方に把持した状態で、それぞれ 120 分間歩行し、移動中の周囲の環境音を端末に内蔵されたマイクによって収集した。

以上の実験により得られた音声データに FFT を適用し、各周波数成分の振幅スペクトルを調べた。3 通りの混雑状況における 1 分間の環境音のスペクトログラムを、それぞれ図 10 から図 12 に示す。同図では、横軸が時間、縦軸が周波数、色調が各周波数成分の振幅を表している。

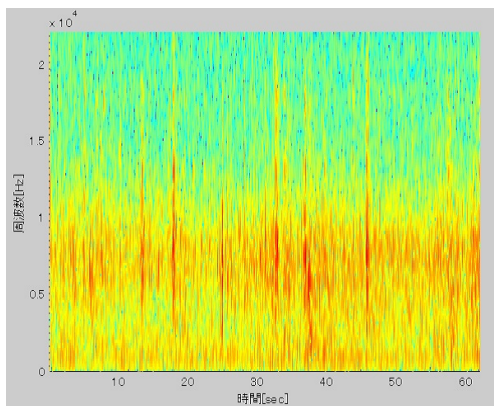


図 10 群衆密度 (低) におけるスペクトログラム

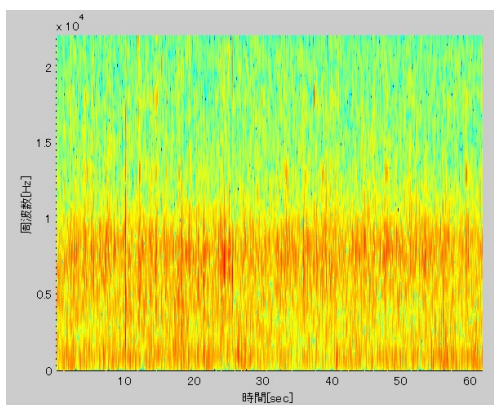


図 11 群衆密度 (中) におけるスペクトログラム

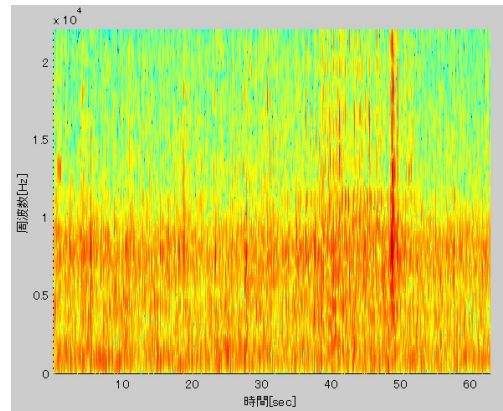


図 12 群衆密度 (高) におけるスペクトログラム

なお、FFT のフレームサイズは 20 ミリ秒とした。これらの結果より、群衆密度が高くなるにつれ、10kHz 以下の周波数帯において赤色の領域が増加し、大きな振幅スペクトルが観測されていることが確認できる。また、4kHz 以下の周波数成分の振幅スペクトルの平均を図 13 に示す。群衆密度が高いほど、雑踏音や人の会話音といった環境ノイズが大きくなるため、各周波数成分において振幅スペクトルが増加している。特に 0[Hz] から 2000[Hz] の周波数帯では、群衆密度によって振幅スペクトルに大きな差が表れている。提案手法では、これら知見に基づき、過去 1 分間の環境音から 0[Hz] から 2000[Hz] の周波数成分を抽出し、これらの周波数帯における振幅スペクトルの総和を混雑推定のための特徴量として利用する。音声情報に基づき歩行者周辺の混雑状況を推定するためのアルゴリズムについては 3.4.5 節で述べる。

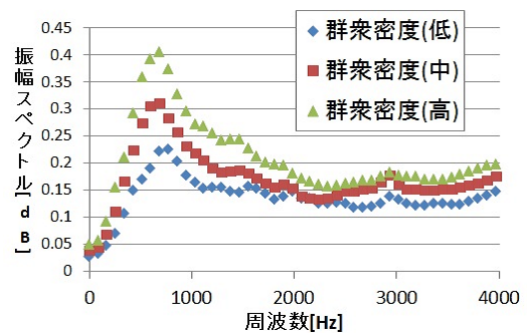


図 13 周波数ごとの振幅スペクトルの平均値

### 3.4.4 加速度情報による混雑度推定アルゴリズム

本節では、3.4.2 節のステップ検出アルゴリズムにより推定したステップ間隔を利用し、クライアント周辺の混雑状況を非混雑・直接混雑・交差混雑の 3 つのカテゴリに分類するためのアルゴリズムについて述べる。3.4.1 節で述べたように、提案手法では、歩行速度と歩行リズムの 2 つの特徴量に基づき、混雑状況を 3 つのカテゴリに分類する。ここで、予備実験の結果をもとに算出した群衆密度 (低・中)、群衆密度 (高/直線)、および群衆密度 (高/交差) にお

けるステップ間隔のヒストグラムと累積分布をそれぞれ図14～16に示す。

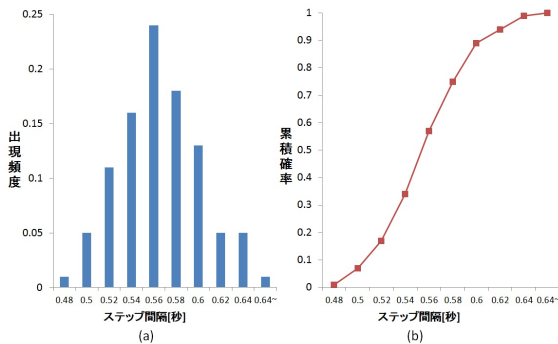


図 14 群衆密度 (低・中) におけるステップ間隔のヒストグラムと累積分布

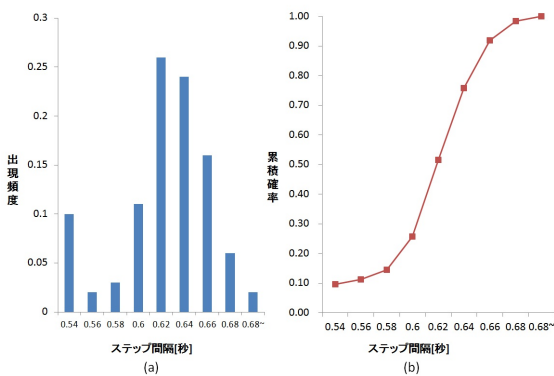


図 15 群衆密度 (高/直線) におけるステップ間隔のヒストグラムと累積分布

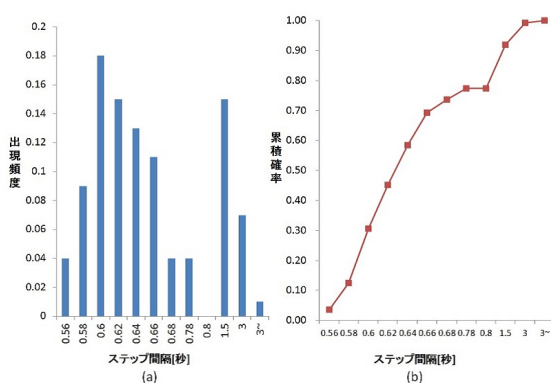


図 16 群衆密度 (高/交差) におけるステップ間隔のヒストグラムと累積分布

群衆密度 (低・中) 時には 80 % 以上の割合でステップ間隔が 0.6[sec] 以下となっているのに対し、群衆密度 (高/直線) 時および群衆密度 (高/交差) 時には、その割合が約 30 % 程度となっており、混雑状況に応じて、ステップ間隔の分布が大きく異なっている。そこで歩行速度については、

過去  $N$  歩の歩行動作の中でステップ間隔が 0.6[sec] 未満となる割合が 80 % 以上であるとき *NORMAL*、それ以外るとき *SLOW* とラベル付けするものとする。また、群衆密度 (高/交差) 時には、群衆密度 (高/直線) 時に比べて、ステップ間隔が 0.8[sec] 以上かつ 3.0[sec] 未満となる頻度が高くなっている。これは、異なる方向に向かう人々との衝突を避けるため、一時的に歩行速度を落としたり、立ち止まったりする動作に起因している。そこで、歩行リズムについては、過去  $N$  歩の歩行動作の中で、ステップ間隔が 0.8[sec] 以上かつ 3.0[sec] 未満となる割合が 20 % 未満であるとき *NORMAL*、それ以外るとき *IRREGULAR* とラベル付けするとし、歩行リズムのカテゴリの推定結果に応じて混雑状況をさらに群衆密度 (高/直線) と群衆密度 (高/交差) に分類する。提案手法では、新たなステップが検出されるたびに過去 10 回 ( $N=10$ ) のステップ間隔をもとに歩行速度および歩行リズムをそれぞれ 2 つのカテゴリに分類し、表 1 の推定ルールに基づき、クライアント周辺の混雑状況を推定する。以上により得られた混雑度推定結果を端末の位置情報とともに蓄積し、一定時間ごとにサーバへ送信する。

表 1 混雑度推定ルール

歩行速度	歩行リズム	混雑状況
NORMAL	NORMAL	群衆密度 (低・中)
NORMAL	IRREGULAR	群衆密度 (低・中)
SLOW	NORMAL	群衆密度 (高/直線)
SLOW	IRREGULAR	群衆密度 (高/交差)

### 3.4.5 音声情報による混雑度推定アルゴリズム

本節では、3.4.3 節で定義した環境音の特徴量に基づきクライアント周辺の混雑状況を群衆密度 (低)、群衆密度 (中) および群衆密度 (高) の 3 つのカテゴリに分類するためのアルゴリズムについて述べる。前述の通り、提案手法では、過去 1 分間の環境音データに対して FFT を適用することで、周波数ごとの振幅スペクトルを求め、0~2kHz のスペクトル値の総和によって特徴量を定義する。ここで、予備実験で収集した 120 分間の音声データを 1 分ごとに分割することで 120 個の環境音データを生成し、特徴量の累積分布を求めた結果を図 17 に示す。

提案手法では、予備実験で収集した音声データから得られた上記の特徴量の分布を学習データとして利用し、K 近傍法 [29] により、混雑状況を群衆密度 (低)、群衆密度 (中)、群衆密度 (高) の 3 クラスに分類する。その混雑判定を行う判定器は K 近傍法に基づく機械学習で生成した。

### 3.4.6 混雑度推定結果の統合

サーバ上では、クライアント群から収集した過去  $T$  秒間の混雑度推定結果の履歴をもとに、以下のような多数決アルゴリズムによって、エリアごとの混雑度を推定する。ここで、過去  $T$  秒間にクライアント  $i$  によって出力された混雑度推定



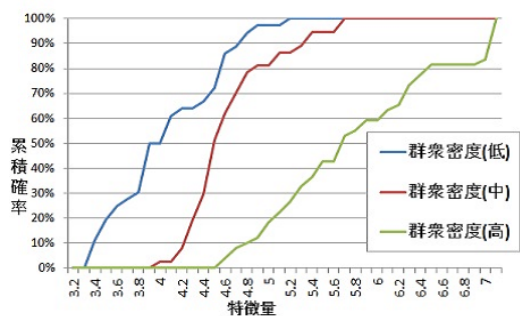


図 17 特徴量の累積確率

結果の集合を  $U_i = \{(p_{i,1}, c_{i,1}), (p_{i,2}, c_{i,2}), \dots, (p_{i,n}, c_{i,n})\}$  とし、これらのうちエリア  $A_k$  内で観測されたものを  $U_{i,k} \subseteq U_i$  とする。また、 $U_{i,k} \neq \phi$  となるような各エリア  $A_k$  において、クライアント  $i$  によって最も多く観測された混雑度カテゴリを  $\tilde{c}_{i,k}$  とする。提案手法では、過去  $T$  秒間にエリア内を通行したすべてクライアントによる混雑度推定結果  $\{\tilde{c}_{i,k} | U_{i,k} \neq \phi\}$  を集約し、最も多くのクライアントで観測された混雑度カテゴリを、エリア  $A_k$  の最終的な混雑度推定結果とする。

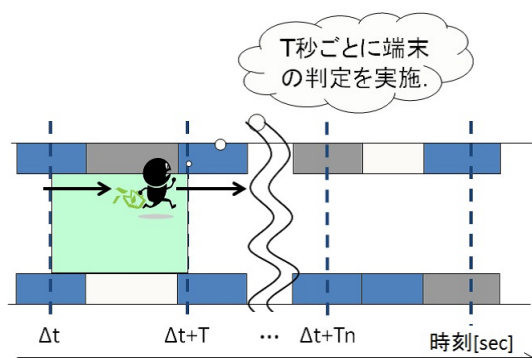


図 18 混雑度推定結果の集約

## 4. 性能評価

提案手法の性能を評価するため、大阪市営地下鉄御堂筋線梅田駅周辺の地下街エリアにおいて Android 端末を用いたフィールド実験を行った。実験方法については 4.1 節、加速度情報および音声情報に基づく混雑度推定精度の評価結果についてはそれぞれ 4.2~4.3 節で述べる。

### 4.1 フィールド実験

加速度情報に基づく混雑度推定の精度を検証するため、12名の被験者がそれぞれ Android 端末 (Nexus S) を保持し、大阪市営地下鉄御堂筋線梅田駅改札前を起点とする 130m の経路を 20 回歩行した。端末上では提案手法の混雑度推定アルゴリズムを実装したアプリケーションを動作させ、被験者周辺の混雑状況を端末上でリアルタイムに推

定するとともに、加速度センサの計測値のログを収集した。このとき、各被験者は図 19、20 のように端末を体の前方で保持するものとした。以上の実験により得られた各クライアントの混雑度推定結果を 3.3 節で定義される実際の混雑状況と比較し、正解率を評価した。

また、12名の被験者が常に同一のエリアにいると想定し、すべてのクライアントによる混雑度推定結果を 3.4 節のアルゴリズムを用いて統合した場合の正解率についても評価を行った。

さらに、音声情報に基づく混雑度推定の精度を検証するため、同駅の改札口周辺のエリアにおいて、Nexus S を手に保持した状態で歩行し、端末上で周辺の環境音を録音した。3.3 節で定義した 3 通りの混雑状況において、それぞれ 1 分間の環境音データを 120 回取得し、3.4.5 節のアルゴリズムによって混雑度の推定を行った。



図 19 フィールド実験における端末保持方法



図 20 フィールド実験の様子

### 4.2 加速度情報に基づく混雑度推定

#### 4.2.1 クライアントごとの混雑度推定精度

各クライアントによる混雑度推定結果の混同行列を表 2 に示す。縦の列が実際の混雑状況、横の列が混雑度推定結果に対応し、セルの値がそれぞれの混雑状況において各ク

クライアントが出力した混雑度推定結果の割合を表している。なお、表の中の対角成分が、混雑度推定結果の正解率に対応する。非混雑時、直線混雑時、および交差混雑時における、すべてのクライアントの混雑度推定精度の平均はそれぞれ 75 %、75 %、71 % となり、いずれの混雑状況においてもクライアント周辺の混雑度を高い精度で推定できることが分かった。また、すべての混雑状況を考慮した本実験における平均混雑度推定精度は 73 % となった。一方、非混雑時には、直線混雑と誤判定される割合が 17 % と比較的高くなっている。これは、通路の傾斜など周辺の混雑状況以外の要因による歩行速度の変化や、歩行速度の個人差が原因であると考えられる。なお、歩行リズムはこれらの要因によらず常にほぼ一定であったことから、交差混雑に誤判定される割合は 8 % 程度と低くなっている。また、直線混雑時には、16 % の割合で、非混雑との誤判定が発生している。直線混雑時には、周囲の群衆の流れに合わせて移動するため、大半のクライアントにおいて 0.6 秒よりも長いステップ間隔が頻繁に検出されるが、一部の被験者については周囲の群衆をすり抜けて移動する振る舞いが見られた。こうした場合には、歩行速度の低下が発生しないため、非混雑状態と判定される。交差混雑時には、直線混雑との誤判定の割合が 23 % と高くなっている。提案手法では、歩行リズムの乱れの有無により直線混雑と交差混雑を判別しているが、周囲の人々との位置関係によっては、他の歩行者との衝突を避ける動きがあまり生じないケースもある。また、他の歩行者を回りこむような経路で歩行した場合には、歩行リズムの乱れが生じないため、提案手法による人流交差の検出は困難となる。このように、混雑状況に応じた人の振る舞いにはばらつきがあるため、個々のクライアントによる混雑度推定結果には、一定の誤差が生じる。

表 2 クライアントごとの混雑度推定精度

		推定結果		
		(低・中)	(高/直線)	(高/交差)
実際の状況	(低・中)	<b>74.7 %</b>	17.1 %	8.2 %
	(高/直線)	16.3 %	<b>75.2 %</b>	8.5 %
	(高/交差)	6.4 %	22.8 %	<b>70.8 %</b>

#### 4.2.2 混雑度推定結果の統合

3.4 節のアルゴリズムを用いて、12 個のクライアントによる混雑度推定結果を統合した場合の精度を表 3 に示す。いずれの混雑状況においても 70 %～80 % の混雑度推定精度が得られており、各クライアントで独立に混雑度推定を行った場合と比べて平均約 5 % 改善している。このように、多数のクライアントによる混雑度推定結果を統合することによって、個人差等の影響により一部のクライアントで発生する混雑度推定誤差の影響を軽減し、エリア内の混雑度をよりロバストに推定することが可能となっている。

表 3 統合後の混雑度推定精度

		推定結果		
		(低・中)	(高/直線)	(高/交差)
実際の状況	(低・中)	<b>80.3 %</b>	12.6 %	7.1 %
	(高/直線)	13.1 %	<b>82.3 %</b>	4.6 %
	(高/交差)	6.9 %	20.7 %	<b>72.4 %</b>

#### 4.3 音声情報に基づく混雑度推定

4.1 節のフィールド実験で取得した音声情報に対して 3.4.5 節の機械学習アルゴリズムを適用し、交差検証によって混雑度推定精度を評価した。交差検証では取得した音声情報の 90% を訓練データ、10% をテストデータとして利用した。以上により得られた混雑度推定結果を表 4 に示す。

表 4 音声情報に基づく混雑度推定の精度

		推定結果		
		(低)	(中)	(高)
実際の状況	(低)	<b>63.9 %</b>	33.3 %	2.8 %
	(中)	2.7 %	<b>78.4 %</b>	18.9 %
	(高)	2.1 %	16.3 %	<b>81.6 %</b>

群衆密度(低)、群衆密度(中)、及び群衆密度(高)の3通りの混雑状況において、正しい混雑度推定結果が得られた割合は、それぞれ 64 %、78 %、82 % となり、群衆密度(低)以外の混雑状況においては、周辺の混雑度を高い精度で推定できている。また、全ての混雑状況を考慮した平均精度は 75 % となった。群衆密度(低)の状況において群衆密度(中)と誤判定される割合が 33% と高くなっているのは、クライアントの周辺に会話している人がいるなど、環境内の混雑度に非依存な音声ノイズが原因であると考えられる。加速度情報に基づく混雑度推定と同様に、エリア内の複数のクライアントによる混雑度推定結果を統合することで、こうした偶発的なノイズの影響を軽減することが可能である。

### 5. 議論

#### 5.1 考察

4.2 節および 4.3 節では、加速度情報および音声情報に基づく混雑度推定アルゴリズムによって、それぞれクライアント周辺の群衆密度のカテゴリを高い精度で判別できることを示した。音声情報に基づくアプローチでは、群衆密度をより細かい粒度で推定することができるが、群衆の移動の振る舞いを把握することは難しい。一方、加速度情報に基づくアプローチは、音声ベースのアプローチと比較して群衆密度の推定粒度は粗くなるが、人流の交差など、環境内における群衆の動きの特徴を正確に捉えることができる。これら 2 つのアプローチを効果的に組み合わせることで、環境内のきめ細かな状況把握を実現することができると考えられる。

## 5.2 統計混雑情報の利用

クライアントの密度が低いエリアでは、複数のクライアントによる混雑度推定結果を用いたデータ集約の効果が限定され、少数のクライアントの混雑度推定誤差によりエリア内の混雑度推定精度が低下する可能性がある。また、クライアントが存在しないエリアにおいては、混雑状況の推定そのものが難しいという課題がある。地下街など公共空間におけるクライアント混入率は、一般に数%~十数%と低いことが想定されるため、こうした状況は頻繁に生じうる。こうした問題を解決するため、クライアントから収集したリアルタイムな混雑度情報に加えて、各エリアにおける過去の同一時間帯の混雑度の履歴(統計混雑情報)を活用して最終的な混雑度を決定することを検討している(図21)。サーバ上でエリアごとの混雑度の推定を行う際に、過去の同一時間帯におけるエリア内の混雑度推定結果をもとに現在の混雑状況を予測し、予測結果とクライアント群から収集したリアルタイムな混雑度推定結果の重み付き平均によって最終的な混雑度推定結果を求める。エリア内のクライアント数が多い場合には、クライアント群から収集したリアルタイムな混雑度情報の重みを大きくする一方、エリア内のクライアント数が少ない場合には統計混雑情報に基づく予測値の重みを大きくして不足する情報を補うなど、状況に応じて重みを動的に変化させることで、混雑度推定のロバスト性を向上することができると考えられる。また、推定されたエリアごとの混雑度情報を統計混雑情報へフィードバックすることで、将来の混雑度推定に活用する。

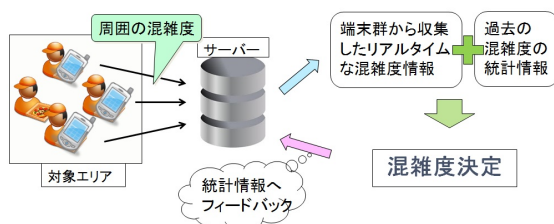


図 21 エリアごとの混雑状況の推定

## 6. あとがき

本稿では、スマートフォンを活用した屋内環境における混雑センシング手法を提案した。提案手法では、混雑時および非混雑時における人間の歩行動作と周囲の環境音の特徴を事前実験に基づきモデル化することで、スマートフォンに内蔵された加速度センサおよびマイクから得られる測定情報をもとに、クライアント周辺の混雑状況を端末上でリアルタイムに推定する。Android 端末を用いた実測実験により、クライアント周辺の混雑状況を平均約 70% の精度で推定できることを示した。

今後の課題として、5章で述べたような統計混雑情報を活用したロバスト性の向上に取り組んでいきたいと考えている。また本稿では、通路を対象とした混雑度推定モデルを構成したが、今後、階段や改札など、一般的な地下街で想定される様々な場所タイプについて同様の混雑度推定モデルを検討していく予定である。さらに、加速度センサやマイクに加えて、電子コンパス、ジャイロセンサ、Bluetooth の受信電波強度に基づく近隣クライアント間の近接情報など、スマートフォン端末上で取得可能な他のセンサ情報を併用することで、混雑度推定精度の改善を図っていく。

## 参考文献

- [1] Arikawa, M., Konomi, S. and Ohnishi, K.: Navitime: Supporting Pedestrian Navigation in the Real World, *IEEE Pervasive Computing*, Vol. 6, No. 3, pp. 21–29 (online), DOI: 10.1109/MPRV.2007.61 (2007).
- [2] 大平英貴, 戸川望, 柳澤政生, 大附辰夫: 歩行者ナビゲーションにおける GPS 誤差補正のための道路標識による現在位置測位手法, 情報処理学会研究報告, Vol. 2007, No. 90, pp. 71–76 (2007).
- [3] 山根憲一郎: VICS データを利用した渋滞傾向情報に関する検討, 土木計画学研究・講演集 (2004).
- [4] Funabashi, K., Nishimura, S., Horiguchi, R., Akahane, H., Kuwahara, M. and Oneyama, H.: VICS 蓄積データを用いた旅行時間短期予測手法に関する研究, 土木計画学研究発表会講演集, No. 27 (2003).
- [5] Enzweiler, M. and Gavrilu, D. M.: Monocular Pedestrian Detection: Survey and Experiments, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 31, No. 12, pp. 2179–2195 (online), DOI: 10.1109/TPAMI.2008.260 (2009).
- [6] 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, 情報処理学会研究報告, Vol. 2009, No. 25, pp. 1–8 (2009).
- [7] 新村貴彦, 新井啓之, 井上 潮: 確率的予測に基づく人流計測, 情報処理学会研究報告, Vol. 2004, No. 26, pp. 119–124 (2004).
- [8] 馬場賢二, 榎原孝明, 湯浅裕一郎: 画像処理による人流計測システム, 東芝レビュー, Vol. 61, No. 12, pp. 35–38 (オンライン), 入手先 (<http://ci.nii.ac.jp/naid/40015220459/>) (2006).
- [9] Rekimoto, J., Shionozaki, A., Sueyoshi, T. and Miyaki, T.: PlaceEngine: a WiFi location platform based on realworld folksonomy, *In Proceedings of Internet Conference*, Vol. 2006, pp. 95–104 (2006).
- [10] Yin, J., Yang, Q. and Ni, L. M.: Learning adaptive temporal radio maps for signal-strength-based location estimation, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 7, No. 7, pp. 869–883 (2008).
- [11] Weppner, J. and Lukowicz, P.: Collaborative Crowd Density Estimation with Mobile Phones, *In Proceedings of the 9th ACM Conf. Embedded Networked Sensor Systems* (2011).
- [12] Beauregard, S. and Haas, H.: Pedestrian dead reckoning: A basis for personal positioning, *In Proceedings of the 3rd Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC' 06)*, pp. 27–35 (2006).
- [13] Steinhoff, U. and Schiele, B.: Dead reckoning from the pocket-An experimental study, *In Proceeding of the 8th International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom '10)*, pp. 162–170 (2010).

- [14] Krach, B. and Robertson, P.: Integration of foot-mounted inertial sensors into a bayesian location estimation framework, *In Proceeding of 5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication, (WPNC 2008)*, pp. 55–61 (2008).
- [15] Woodman, O. and Harle, R.: Pedestrian localisation for indoor environments, *In Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous computing*, pp. 114–123 (online), DOI: 10.1145/1409635.1409651 (2008).
- [16] Li, F., Zhao, C., Ding, G., Gong, J., Liu, C. and Zhao, F.: A reliable and accurate indoor localization method using phone inertial sensors, *In Proceedings of the 14th International Conference on Ubiquitous Computing*, pp. 421–430 (online), DOI: 10.1145/2370216.2370280 (2012).
- [17] Constandache, I., Choudhury, R. R. and Rhee, I.: Towards mobile phone localization without war-driving, *In Proceedings of the 29th International Conference on Computer Communications (INFOCOM '10)*, pp. 1–9 (2010).
- [18] 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).
- [19] Zhao, H. and Shibasaki, R.: A novel system for tracking pedestrians using multiple single-row laser-range scanners, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, Vol. 35, No. 2, pp. 283–291 (2005).
- [20] Yoshitaka, N., Yusuke, W., Teruo, H. and Osamu, T.: A Method for Modeling of Pedestrian Flow in the Space with Obstacles using Laser Range Scanners, *International Journal of Informatics Society (IJIS)*, Vol. 4, No. 1, pp. 41–49 (2012).
- [21] Isaacman, S., Becker, R., Cáceres, R., Martonosi, M., Rowland, J., Varshavsky, A. and Willinger, W.: Human mobility modeling at metropolitan scales, *Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications and Services (MobiSys '12)*, pp. 239–252 (2012).
- [22] Kannan, P. G., Venkatagiri, S. P., Chan, M. C., Ananda, A. L. and Peh, L.-S.: Low cost crowd counting using audio tones, *In Proceedings of the 10th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems (SenSys '12)*, pp. 155–168 (2012).
- [23] Rana, R. K., Chou, C. T., Kanhere, S. S., Bulusu, N. and Hu, W.: Ear-phone: an end-to-end participatory urban noise mappingsystem, *Proceedings of the 9th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN '10)*, pp. 105–116 (2010).
- [24] Tarzia, S. P., Dinda, P. A., Dick, R. P. and Memik, G.: Indoor localization without infrastructure using the acoustic background spectrum, *Proceedings of the 9th international conference on Mobile systems, applications, and services (MobiSys '11)*, pp. 155–168 (2011).
- [25] Pengfei Zhou, Y. Z. and Li, M.: *Proceedings of the 10th international conference on Mobile systems, applications, and services (MobiSys '12)*, pp. 379–392.
- [26] Lu, H., Pan, W., Lane, N. D., Choudhury, T. and Campbell, A. T.: SoundSense: scalable sound sensing for people-centric applications on mobile phones, *Proceedings of the 7th international conference on Mobile systems, applications, and services (MobiSys '09)*, pp. 165–178 (2009).
- [27] Older, S.: *Movement of Pedestrians on Footways in Shopping Streets*, Traffic engineering & control (1968).
- [28] 高柳英明, 佐野友紀, 渡辺仁史: 群集交差流動における歩行領域確保に関する研究: 歩行領域モデルを用いた解析, 日本建築学会計画系論文集, No. 549, pp. 185–191 (2001).
- [29] Larose, D. T.: k-Nearest Neighbor Algorithm, *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*, pp. 90–106 (2005).