

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

永田 吉輝¹ 廣井 慧² 米澤 拓郎³ 河口 信夫^{3,4}

概要: 携帯電話の普及により, 企業のマーケティングや公共の場での人出の分析, 災害対策等を目的とした人流推定を容易に行えるようになった. しかし, 昨今のプライバシー保護への懸念により, 世界各国で規制が強化されたり, スマートフォンの OS ではプライバシーの保護が強化されてきた. そこで本研究では, 人流推定の対象とするエリアのすべての出入りに 3D 通過センサを設置し, センサを通過した人の身長, 歩行速度及び通過時刻と通過方向のみを記録することで, プライバシーを考慮した人流推定を目指した. 提案手法では, 全センサでの入退場間の身長, 歩行速度, またはその両方の類似度を用いて, 時間的に一人の動きと考えられるものを抽出して推定する. 提案手法において, センサデータのうち人流推定できた比率の比較及び検証を行ったところ, 身長を用いた手法では取得したセンサデータの概ね 8 割を人流として推定可能だったことから, 提案手法の有効性が確かめられた. また, 本研究では, センサデータをリアルタイムに収集・可視化する仕組みも作成した. 本手法を用いることで, 冒頭で述べた目的に活用できると考えられる.

Privacy Preserving Person-Flow Estimation using Multiple 3D People Counter

YOSHITERU NAGATA¹ KEI HIROI² TAKURO YONEZAWA³ NOBUO KAWAGUCHI^{3,4}

1. 背景及び目的

日本では, 1990 年代頃から携帯電話の普及が急速に進み, 現在では国民全体で 8 割以上の個人がモバイル端末を所有している. また, 4G/LTE や 5G の通信が利用できるスマートフォンも, 国民全体で 6 割以上の個人が所有するまで普及が進んでいる [1]. このような高いモバイル端末の普及率を背景に, GPS や携帯電話基地局, Wi-Fi, Bluetooth を用いた位置情報の取得方法が数多く研究され, 実用化もされてきた. さらに, 先に述べた技術で, 大人数の継続的な位置情報の変化を取得し, 企業のマーケティングや公共の場での人出の分析, 災害対策等を目的とした人

流推定も行われている.

しかし, 社会の情報化が進む中, 世界各国でプライバシーの保護を見直す動きがみられている. 特に, 欧州連合 (EU) においては, 2016 年に個人が各々のデータをコントロールする権利を取り戻すため, EU 一般データ保護規則 (General Data Protection Regulation; GDPR) が定められた [2]. この影響で, 例えば個人情報の取得方法を疑われた Google は, 約 62 億円の制裁金を課された. また, GDPR は, 個人の位置情報を自社のサービスに利用しようとする企業・団体に対しても, 個人情報と同様に扱うように求めている. しかし, 一般に人流推定を行うには個人の位置情報の取得が必要であるため, 個人のスマートフォンなどの情報機器から取得するため, その匿名性の担保が問題となっている.

さらに, 最近のスマートフォンのオペレーティングシステム (OS) やアプリケーションにおいても, 先に述べた技術を用いた人流推定を難しくする仕組みが取り入れられている. 例えば, Global Positioning System (GPS) による

¹ 名古屋大学 工学部
School of Engineering, Nagoya University

² 京都大学 防災研究所
Disaster Prevention Research Institute, Kyoto University

³ 名古屋大学大学院 工学研究科
Graduate School of Engineering, Nagoya University

⁴ 名古屋大学 未来社会創造機構
Institutes of Innovation for Future Society, Nagoya University

人流推定を行おうとする場合、ユーザーが明示的に位置情報の取得を許可しないと、アプリケーションが OS から位置情報を取得できないため、ユーザーがこれを拒否すれば GPS による人流推定は行えなくなる [3]。また、同様な仕組みがウェブブラウザに取り入れられている場合もある。さらに、Wi-Fi アクセスポイントへ接続する際の MAC アドレスをランダムに設定する機能が OS に取り入れられている端末もある。このような端末では、接続するアクセスポイントが変わるとその端末の MAC アドレスが変化するため、その端末の移動を観測できず、その端末の所有者の移動経路を推定できない。

これらの状況を踏まえ、本研究ではプライバシーに配慮した人流推定を目的として、3D 通過センサによる人流推定手法の提案を行う。同様な通過センサや人流カウンタについては、既に実用化され広く普及しているが、本研究では複数の 3D 通過センサを異なる出入口に設置して、従来よりも広域な空間における人流推定の実現を目指した。また、本研究で用いた 3D 通過センサは、ステレオカメラで取得した画像を保存せず、設置した場所を通過した人数、身長、歩行速度を取得できる。したがって、従来の位置情報の取得方法とは異なり、位置情報の匿名性を取得の段階から担保しながら人流推定を行える。さらに、個人が持つ携帯電話やスマートフォンなどのモバイル端末の仕様に関わらず、人流を観測できると期待できる。

また、本研究で作成したセンサデータの収集ネットワークは、従来のような 5 分おきや 10 分おきの単位ではなく、リアルタイムでのデータの取得を可能にしている。さらに、得られたリアルタイムなセンサデータを、Synerex[4][5] を通じてリアルタイムに可視化・分析する基盤も作成した。

2. 関連研究

2.1 位置情報取得技術や人流推定に関する研究

先に述べた通り、位置情報の取得や人流推定の手法、さらにその応用については過去に数多く研究されており、実用化されているものもある。ここでは、位置情報の取得手法について分類しいくつかその例を挙げ、それぞれの特徴や課題について紹介する。

Global Positioning System (GPS)

GPS は一般に、個人のモバイル端末が 3 機以上の衛星から受信した電波を用いて、電波の伝搬時間より位置を推定する [6]。衛星からの電波を用いるため、空が開けた屋外であれば地球上のどこにいても数メートル以内の誤差で位置推定を行える反面、衛星電波が届かない地下空間や大型の鉄筋建築物などではほとんど位置推定を行えない。また、精度よく位置を推定するには 4 つ以上の衛星からの電波を受信する必要がある [6]。ゆえに、継続的な位置情報を取得する場合、消費電力の増大による端末稼働時間への影響が課

題である。

モバイルネットワーク

モバイルネットワークでは、主にどの基地局にモバイル端末が接続されているかや、送受信時の信号強度を用いて位置情報を取得する。さらに、人流推定に関連して、交通量の調査の代替手段としての利用が検討されてきた。

Ratti らの研究 [7] では、都市における携帯電話の使用状況を、基地局ごとに時系列で分析した。そして、複数の基地局のデータをヒートマップとして可視化して、その都市における 1 日の人の流れを得た。さらに、今後はそれらの結果を用いた都市における位置情報に応じたサービス提供の可能性について言及している。

Caceres らの研究 [8] では、携帯電話が 1 つの基地局がカバーする範囲 (セル) を出入りするときは基地局と通信するという特性を利用した研究を行った。これにより、自動車における交通量調査を、より低コストに行えることが実証されている。また、Ng らの研究 [9] では、香港のモバイルネットワークにおける信号強度の減衰に着目した位置情報の推定を行ってきた。

しかし、これまで述べてきた研究では、携帯電話会社が所有している発着信履歴が匿名化して用いられた。このように、個人のモバイル端末を用いた人流推定では、プライバシー保護に関して特に慎重な取り扱いが求められる。

Wi-Fi パケットセンサ

Fukazaki らの研究 [10] では、スマートフォンから送信されるプローブ要求を複数の Wi-Fi パケットセンサで収集し、MAC アドレスに匿名化処理を施した ID を用いて人流推定を行った。しかし、実際にはスマートフォンを所持していない人や 2 台以上所持している人が居る可能性がある。その後の Fukazaki らの研究 [11] では、Wi-Fi パケットセンサにより計測された人数と、より信頼性の高いセンサにより計測された人数の比較を事前に行い、将来の人流を Wi-Fi パケットセンサのみで統計的に行う手法を提案した。

また、河口らの研究 [12] では、Wi-Fi パケットセンサにより計測された人数とカメラにより計測された人数との比率や、MAC アドレスが匿名化される割合を調べ、これらの値がセンサを設置する場所に依存する可能性が高く、また同じ場所であれば時間が経過しても同じ値になる可能性が高いことを示した。ゆえに、事前に Wi-Fi パケットセンサを設置する環境をセンサごとに調べておくことで、Wi-Fi パケットセンサのみでも統計的に人流推定を行えると考えられる。

上述の Fukazaki らの研究 [11] と Xu らの研究 [13] では、受信信号の強度を表す RSSI 値を用いたより精度の高い位置推定の手法が検討された。また、Schauer らの研究 [14] では、ドイツの大きな空港での保安検査場を利用して、Wi-Fi や後述する Bluetooth による人流推定の妥当性を評価した。

さらに、センサデータを時間軸で適切に補正したり、推定に使用する時間帯を空港の営業時間に絞ることで、推定精度が向上することも確認した。

Bluetooth

Bluetooth を用いた方法では、人流推定を行うエリアに複数設置された Bluetooth 端末と、エリア内の人それぞれが所持しているスマートフォンや Bluetooth Low Energy(BLE) タグが用いられることが多い。前項で述べた Schauer らの研究 [14] では、Bluetooth 端末から接続要求を送り、スマートフォンからの応答を Bluetooth 端末で収集する方法で精度の評価が行われた。しかし、最近のスマートフォンは既定の設定では応答を返さないものが多く、検出できた端末数が Wi-Fi の場合と比較すると大幅に少なかったため、推定精度も低かった。

浦野らの研究 [15] では、イベントの参加者に BLE タグを配布し、BLE スキャナで BLE タグのパケットを受信する方法が研究されている。浦野らは、パケットロスを防ぐために、タンデムスキャナを導入したり、3点測位やパーティクルフィルタを用いたアルゴリズムを使用するなどの工夫をして、推定精度の向上が図られた。

カメラを用いた手法

川下らの研究 [16] では、ステレオカメラを用いた簡便な人流計測手法を実現するため、カメラの設置条件によるパラメータの自動推定や混雑度に応じた人流推定手法の選択について評価を行った。パラメータの自動推定では、おおむね正しいパラメータが推定できたことから、推定されたパラメータが人流計測に大きな影響を与えないとされている。また、人流計測を行うエリアの混雑度を、カメラの視野内の前景領域の面積とカメラからの距離を用いて推定することで、パーティクルフィルタを用いた手法と KLT とボロノイ分割を用いた手法を適切に選択できたとされている。

2.2 関連研究と比較した本研究の位置づけ

前項で述べた関連研究と本研究の関係を整理すると図 1 のようになる。GPS やモバイルネットワークなどを用いた場合、広範囲での位置情報取得を行い、人の流れを追跡できる。しかし、GPS は端末の OS が利用を制限していたり、モバイルネットワークではその仕組み上契約者情報と位置情報が常に結び付くため、プライバシー保護への懸念が大きい。一方、Wi-Fi や Bluetooth を用いた手法では、個人の識別には主に MAC アドレスを使用するため、モバイルネットワークよりはプライバシーが守られる反面、衛星や基地局を用いないため追跡できる範囲に限られる。また、人流カメラや 3D センサを用いると、個人の端末に依存しなくなるためプライバシーの保護に役立つ反面、追跡できるのはカメラやセンサの範囲内のみとなるため、広範囲の人流推定には向いていない。

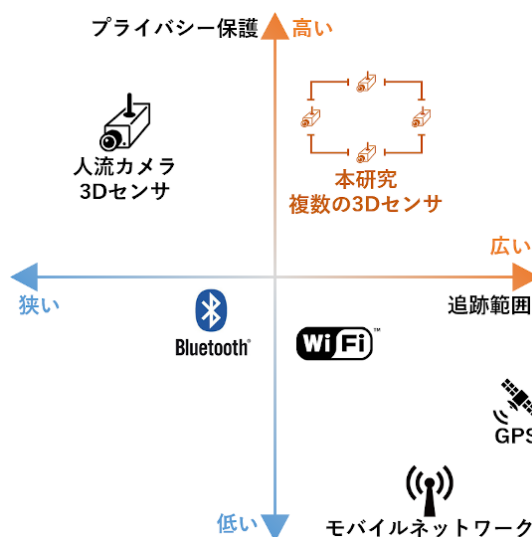


図 1 関連研究と本研究の比較



図 2 Vitracom(R) 社製 VC-3D センサ [17]

そこで、本研究では、複数の 3D センサを複数の出入口に設置し、センサデータを連動させて、プライバシー保護を担保しながら、追跡できる範囲を広くすることを目標にしている。また、本研究の成果は、企業の実店舗におけるマーケティングや、災害時対策に応用できると期待される。

3. センサデータの収集・補正・可視化・分析

本研究で提案する人流推定手法を実現するための、センサデータの収集や補正の方法について解説する。

3.1 センサ本体の仕様

本研究で用いた 3D 通過センサは、Vitracom(R) 社製の VC-3D(図 2) である。VC-3D は、本体に搭載されたステレオカメラと解析機能により、センサ外部に画像を送信・保存せずに、人が通過した時刻の他に、その人の身長や通過方向、センサの計測範囲を通過するために要した時間(以下、通過時間)を測定できる。さらに、通過時間とセンサの計測エリア(センサが人を認識する範囲)の通過方向の長さを用いることで、通過した人の歩行速度を推定できる。

3.2 データ収集を行う環境

本研究で人流推定のためのデータ収集を行う環境は、図に示されたような閉空間にいくつかの固定の出入口が設置された環境である。基本的に各出入口の天井に 1 台設置して収集を行うが、出入口の幅が広い場合は複数台並べてセンサを設置する。

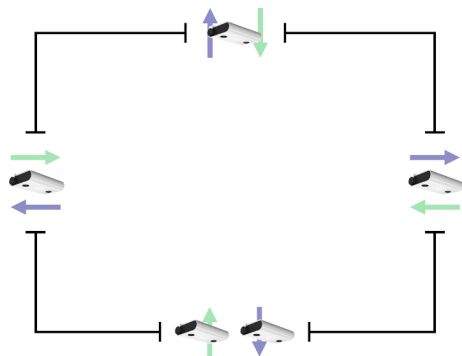


図 3 データ収集を行う環境

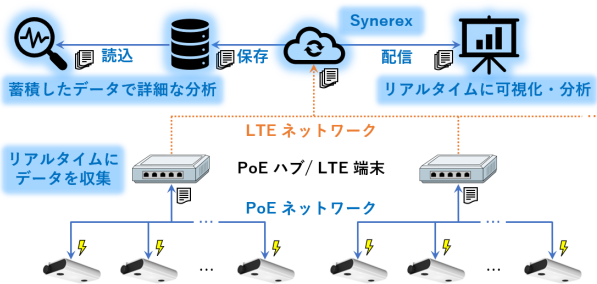


図 4 センサデータ収集ネットワーク

3.3 データ収集ネットワーク

3D 通過センサで収集したセンサデータは、3D 通過センサへの電源供給 (PoE) を兼ねた LAN ケーブルにより、ネットワークハブに送られる。ネットワークハブには他の近隣の 3D 通過センサも接続されており、数分間のデータがまとめて LTE 端末に送信される。最後に、LTE ネットワークを通じて、ネットワークストレージにセンサデータが保存される (図 4)。

また、従来のような数分おきの定期的なデータ収集とは異なり、センサデータはリアルタイムで収集される。これにより、後述するリアルタイムの可視化や簡易な分析が可能となる。

3.4 補正

センサから得られた生のデータには、設置箇所や 3D カメラの個体差などに起因すると考えられる誤差が確認できた。これらの誤差は、後述する人流推定手法において、同一人物の識別に問題が生じると考えられる。例えば、身長データに誤差が含まれている場合、身長の類似度を用いて同一人物の判定を行う手法で問題が生じる。よって、誤差による人流推定を行う際の影響を小さくするため、センサ毎の身長の平均値及び標準偏差を一定にそろえる補正を行った (図 5)。また、歩行速度についても、身長と同様の補正を行った。

補正の手順は、まず各センサの身長データの平均値 (以下、各平均値) が全センサで一定になるようにするため、身長の基準値を (本研究では、老若男女全体の平均に近い

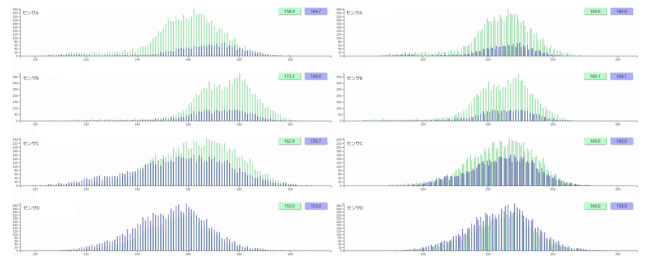


図 5 補正を行う前後の身長データ

160cm とした) を設け、各平均値と基準値の差分だけ、各センサの身長データのすべてをシフトすることで平均値をそろえた。次に、各センサデータの標準偏差を計算し、基準となる標準偏差 (本研究では、全センサデータの平均に近い 15 とした) を設定した上で、各センサデータの標準偏差が基準となる標準偏差になるように正規化した。

3.5 センサデータの可視化・分析

3.3 節で収集したセンサデータは、Synerex[4][5] を通じてリアルタイムに配信できる。これを用いて、本研究では実際に得られたセンサデータをリアルタイムに可視化する基盤を作成した。また、後述する人流推定手法のうち、4.2 節で示す通過人数、方向及び身長を用いた手法を、3.4 節で述べた補正を省略した簡易な分析も行えるようにした。

4. 提案する人流推定手法

本研究では、3D 通過センサから取得できる情報を用いた以下の 4 種の異なる人流推定手法を提案し、精度の検証を行った。

4.1 通過人数及び通過方向を用いた手法

この手法では、複数のセンサ設置箇所における通過人数の時間的な増減から、おおまかに人流を推定する。例えば、図 6 のような場合、センサ 1 からセンサ 2 へ 4 人が平均で 30 秒かけて移動し、センサ 1 からセンサ 3 へ 6 人が平均で 45 秒かけて移動したと推定できる。

4.2 通過人数、方向及び身長を用いた手法

この手法では、通過した人の身長をキーとして、個々の人の動きを推定する。まず、センサ間の移動に必要な所要時間を、前項の手法で得られた値またはセンサ間の距離と人間の平均的な歩行速度より概算する。次に、先ほど概算した所要時間から、すべてのセンサ対ごとに以下のパラメータを決定する。

- $d_{a,b,1}$: センサ $a-b$ 間の現実的な最小移動所要時間
- $d_{a,b,2}$: センサ $a-b$ 間の平均移動所要時間
- $d_{a,b,3}$: センサ $a-b$ 間の最大移動所要時間

さらに、前章でセンサデータの補正を行ったが、あくまで平均と標準偏差を全体的に調整したのみであるため、補

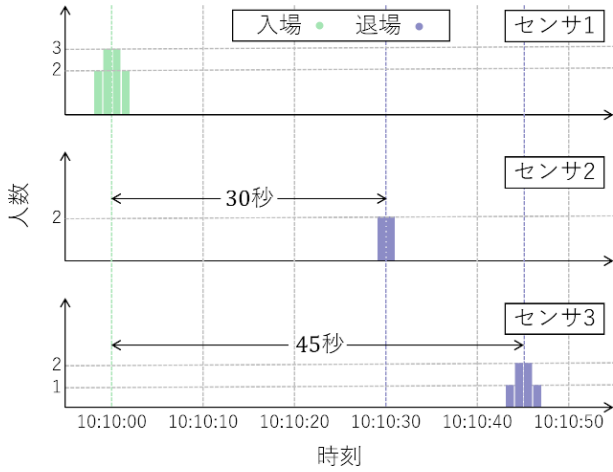


図 6 通過人数，方向を用いた人流推定手法

正後のデータであっても同一人物の身長に数センチメートルの誤差があると考えられる。よって，同一人物と判定し得る身長の誤差の閾値として，パラメータ h_d を追加する。(説明の便宜上， h_d 以上の誤差は同一人物として判定しないとして定義する。)

上記 4 つのパラメータを設定した上で，分析は以下のように行う。

(1) 図 7 のように，センサデータをセンサの位置，入場・退場に分けた，時刻軸と身長軸のグラフを考える。なお，図 7 内の各点が，「その時刻・身長の人を，併記されている番号のセンサの場所を，分析対象のエリアに対して点の色で示された方向に 1 回通過した」ことを示す。例えば，図 7 内の青丸で囲まれた点 A は，「時刻 t_a に身長が h_a の人が，センサ 1 の場所から分析対象のエリアに入場した」ことを示す。

(2) 図 7 内のすべての入場を示す点(時刻順に $P_1 \dots P_m$ とする)に対して，すべての退場の点(時刻順に $Q_1 \dots Q_n$ とする)それぞれと同じ人である可能性を評価するスコア計算を行う。ただし， P_i と Q_j に対するスコアを $s_{i,j}$ とし， P_i の時刻及び身長，センサ番号を pt_i, ph_i, ps_i とする(すなわち， $pt_1 \leq pt_2 \leq \dots \leq pt_m$ ， $qt_1 \leq qt_2 \leq \dots \leq qt_n$ である)。 $s_{i,j}$ の計算は以下のように行う。

(a) P_i と Q_j の身長の類似度を $h_{i,j}$ とし， $h_{i,j}$ を以下のように計算する。

$$h_{i,j} = 1 - \left(\frac{\min(|ph_i - qh_j|, h_d)}{h_d} \right)^2 \quad (1)$$

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

(b) P_i と Q_j に対し，時間的尺度から考えて ps_i から qs_j の移動が起こり得る可能性の度合いを $t_{i,j}$ とする。また， $d_{i,j} = pt_i - qt_j$ ， $d_1 = d_{ps_i,qs_j,1}$ ， $d_2 = d_{ps_i,qs_j,2}$ ， $d_3 = d_{ps_i,qs_j,3}$ とし， $t_{i,j}$ を以下のように計算する。

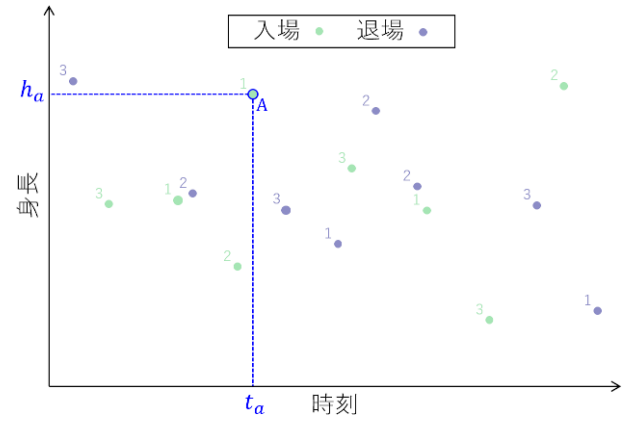


図 7 通過時刻，方向，身長グラフ

$$t_{i,j} = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d_2 - d_{i,j}}{d_2 - d_1} \right)^2 & (d_1 \leq d_{i,j} \leq d_2) \\ 1 - \left(\frac{d_2 - d_{i,j}}{d_2 - d_3} \right)^2 & (d_2 \leq d_{i,j} \leq d_3) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (2)$$

(c) $s_{i,j}$ を以下のように計算する。

$$s_{i,j} = h_{i,j} t_{i,j} \quad (3)$$

例えば，図 8 内の点 B に対し $s_{b,j}$ を計算すると，黒破線内の色の濃度が $s_{b,j}$ の大きさに比例する。

(3) 上記で求めたスコア $s_{1,1}, \dots, s_{1,n}, s_{2,1}, \dots, s_{m,n}$ を用いて，一人の人の入退場として，時間的な観点及び身長の誤差の観点から考えて，最も正しいと考えられる P_i と Q_j の組み合わせを探索する。探索の手順は， $s_{i,j}$ が他のすべての $s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,j-1}, s_{1,j}, s_{2,j}, \dots, s_{i-1,j}$ より大きい場合， P_i と Q_j を一人の人の入退場とし，大きくない場合は次の i に進むという操作を $i = 1$ から順に繰り返す。また， P_i と Q_j を一人の人の入退場としたとき， $s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,j-1}, s_{1,j}, s_{2,j}, \dots, s_{i-1,j}$ をすべて 0 とする。すなわち，入場が早いデータを優先して，身長の類似度及び時間的尺度からその組み合わせで移動が起こり得る可能性の高いものを優先して組み合わせを行う。例えば，図 8 における点 B は，赤線で結ばれた点 C と組み合わせられる。

以上の操作を行うと，図 7 上の点は最終的に図 9 上の赤線のように組み合わせられる。図 9 を用いて，特定の出入口を移動した人数や，出入口間の移動の所要時間を推定できる。

4.3 通過人数，方向及び歩行速度を用いた手法

基本的には，前項で述べた通過人数，方向，身長を用いた手法において，身長を歩行速度に置き換えた形で行う。つまり， P_i と Q_j の歩行速度の類似度を $v_{i,j}$ ，同一人物と判定し得る歩行速度の誤差の閾値を v_d ， P_i の歩行速度を pv_i とすると，式 1 と同様に $v_{i,j}$ を以下のように計算する。

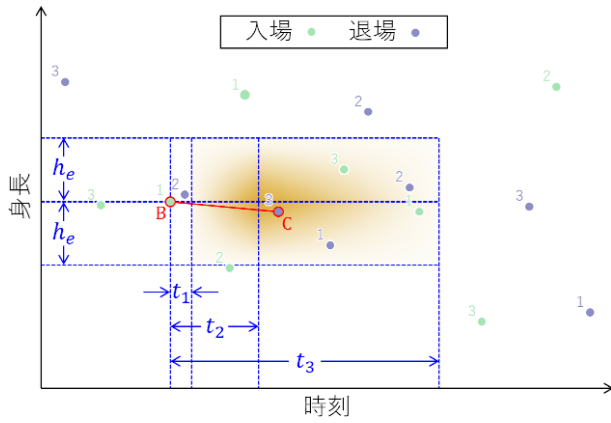


図 8 入場・退場の組み合わせの探索

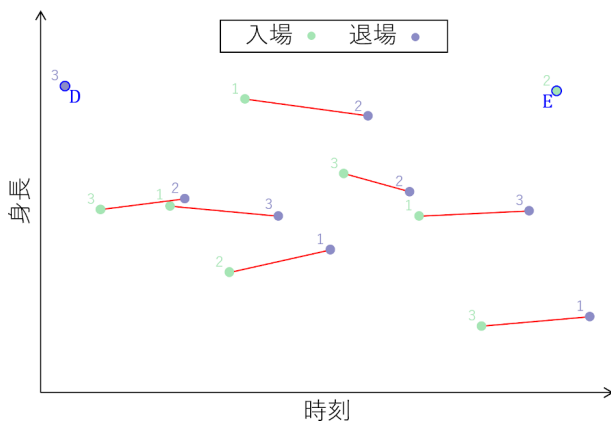


図 9 図 8 の場合の分析結果

$$v_{i,j} = 1 - \left(\frac{\min(|pv_i - qv_j|, v_d)}{v_d} \right)^2 \quad (4)$$

また、式 3 と同様に $s_{i,j}$ を以下のように計算する。

$$s_{i,j} = v_{i,j} t_{i,j} \quad (5)$$

4.4 通過人数、方向、身長及び歩行速度を用いた手法

この手法では、身長と歩行速度の両方を条件とする方法 (以下、AND 方式) と、身長または歩行速度のどちらかを条件とする方法 (以下、OR 方式) が考えられる。

AND 方式

AND 方式では、前々項で述べた通過人数、方向、身長を用いた手法において、歩行速度も組み込んだ形で行う。つまり、 $s_{i,j}$ を以下のように計算する。

$$s_{i,j} = h_{i,j} v_{i,j} t_{i,j} \quad (6)$$

OR 方式

OR 方式では 4.2 節の手法で誤差の影響等により捉えきれなかった人流を、4.3 節で捉えようとするものである。つまり、4.2 の手法を実行した後に、残った P_i 及び Q_j に対して、4.3 節の手法を実行する。

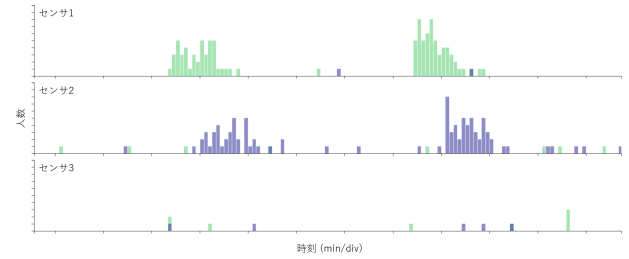


図 10 入場から退場までの所要時間の分析が容易な例

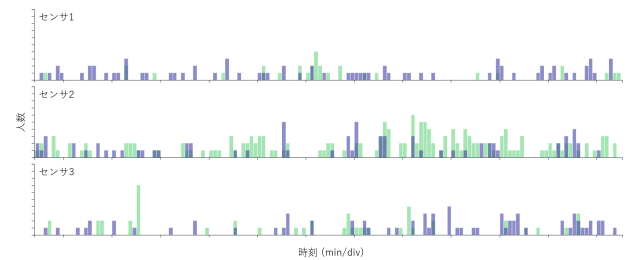


図 11 入場から退場までの人流の判別が困難な例

5. 検証

本研究では、実際に検証用のセンサデータを収集して、前章の提案手法の有効性を確認した。

5.1 通過人数及び通過方向を用いた手法

まず、図 10 のセンサデータでは、入場と退場の増減が明確に分かれており、明らかにセンサ 1 からセンサ 2 への人流が大多数である。つまり、図 10 の場合ではセンサ間の人流を容易に推定できる。また、センサ間の移動に必要な所要時間も、入場と退場の増減のタイミングより、約 35 秒程度だと推定できる。

一方で、図 11 のセンサデータでは、入場と退場の増減が不明瞭であるため、どのセンサからどのセンサへ人流が発生したかの判別が困難であった。

5.2 通過人数、方向及び身長を用いた手法

図 11 のデータに含まれる時間帯を用いて、4.2 節で述べた手法を用いると、図 9 に対応する分析結果は、図 12 及び図 13 のようになった。ただし、図 12 は 3.4 節で述べた補正を行わないでリアルタイムに分析する手法による結果で、図 13 は補正を行ってから分析する手法による結果である。また、分析で用いた各種パラメータは、図に併記された値とした。したがって、 h_d は入場の点から見て上半目盛分の幅となる。また、本検証ではセンサ間の概算移動時間がどのセンサ対でも 35 秒前後であったため、簡単のため $d_{x,y,1}, d_{x,y,2}, d_{x,y,3} (x, y = 1, 2, 3)$ を図に併記した d_1, d_2, d_3 に統一して分析を行った。

さらに、図 12 及び図 13 内の赤線で結ばれた入退場データを用いて、センサ間の入退場数を表にするとそれぞれ表

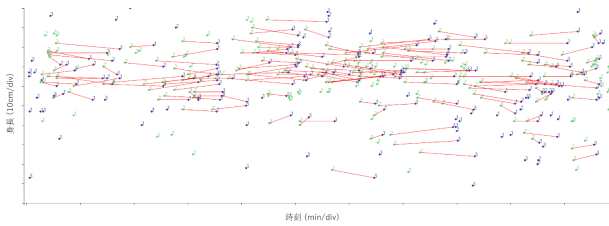


図 12 通過人数, 方向, 身長 (補正無) を用いた分析例
($d_1 = 5, d_2 = 35, d_3 = 80, h_d = 5$)

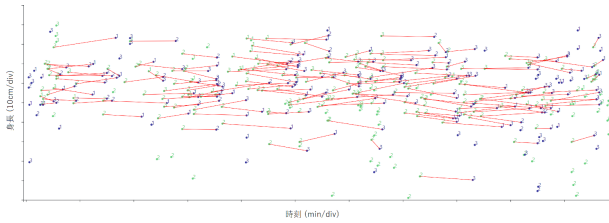


図 13 通過人数, 方向, 身長 (補正有) を用いた分析例
($d_1 = 5, d_2 = 35, d_3 = 80, h_d = 5$)

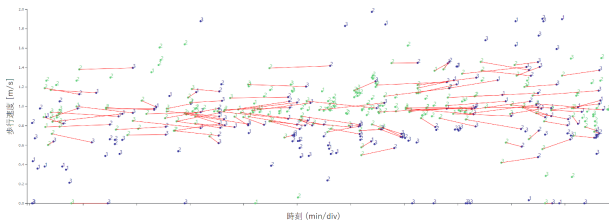


図 14 通過人数, 方向, 歩行速度を用いた分析例
($d_1 = 5, d_2 = 35, d_3 = 80, v_d = 0.1$)

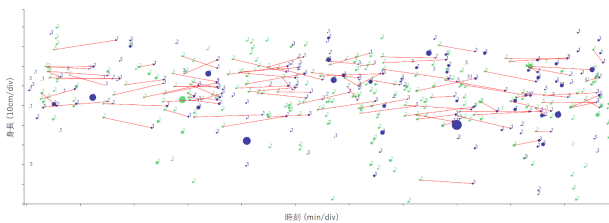


図 15 通過人数, 方向, 身長, 歩行速度を用いた分析例 (1)
($d_1 = 5, d_2 = 35, d_3 = 80, h_d = 7, v_d = 0.14$, AND 方式)

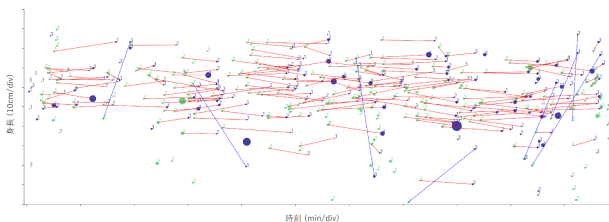


図 16 通過人数, 方向, 身長, 歩行速度を用いた分析例 (2)
($d_1 = 5, d_2 = 35, d_3 = 80, h_d = 5, v_d = 0.1$, OR 方式)

1 及び表 2 のようになった. その結果, 補正無しでは 7 割程度, 補正有りでは 8 割程度のセンサデータを人流データとして推定できた.

5.3 通過人数, 方向及び歩行速度を用いた手法

5.2 節で用いたデータの身長を歩行速度に置き換えて,

表 1 図 12 における入退場数の分析例

入場 \ 退場	センサ 1	センサ 2	センサ 3
センサ 1	9	7	4
センサ 2	23	33	48
センサ 3	6	12	14

表 2 図 13 における入退場数の分析例

入場 \ 退場	センサ 1	センサ 2	センサ 3
センサ 1	3	14	7
センサ 2	40	25	48
センサ 3	7	18	10

表 3 図 14 における入退場数の分析例

入場 \ 退場	センサ 1	センサ 2	センサ 3
センサ 1	3	5	5
センサ 2	26	26	31
センサ 3	9	6	7

表 4 図 15 における入退場数の分析例

入場 \ 退場	センサ 1	センサ 2	センサ 3
センサ 1	3	8	2
センサ 2	25	14	23
センサ 3	4	8	8

表 5 図 16 における入退場数の分析例

入場 \ 退場	センサ 1	センサ 2	センサ 3
センサ 1	3	14	8
センサ 2	43	25	50
センサ 3	7	18	11

4.3 節で述べた手法を用いて分析すると, 図 14 のような分析結果になった. ただし, 図 14 の下部にいくつか存在する歩行速度が 0 の点は, センサで歩行速度を計測できなかった人を表す. また, 分析で用いた各種パラメータは, 図に併記された値とした (したがって, v_d は入場の点から見て上下半目盛分の幅となる).

5.2 節で述べたときと同様に, センサ間の入退場を表にすると表 3 のようになった. この結果を 5.2 節の場合と比べると, 人流データを推定できた割合がほとんどのセンサ間で減少することがわかる. これは, 前述の歩行速度を測定できなかった人や, 入場と退場で歩行速度が変わった人, センサの測定エリアでうろついた人の人流を捉えられなかったことが原因と思われる.

5.4 通過人数, 方向, 身長及び歩行速度を用いた手法

5.2 節及び 5.3 節で用いたデータで, 4.4 節で述べた手法を用いて分析すると, 図 15(AND 方式) 及び図 16(OR 方式) のような分析結果になった. ただし, AND 方式では身長と歩行速度の 2 つのスコアを用いたため, 一方は高いスコアでも片方は低いスコアとなり, 結果として人流として捉えられない場合が多くなると予想された. よって, 分析で用いた各種パラメータは, 図 15 に併記された 5.2 節及

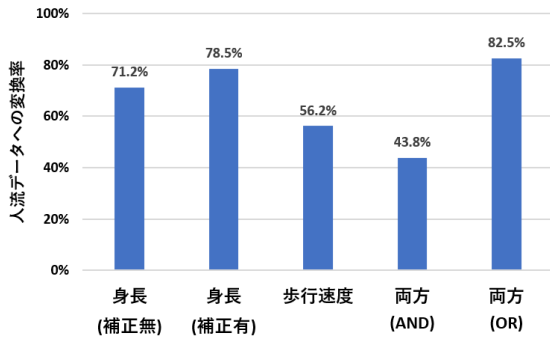


図 17 提案手法の比較

び 5.3 節よりも大きめの値とした。また、図 16 内の青線は、OR 方式において 5.2 節の手法を用いた後に 5.3 節の手法により捉えられた人流を示す。あと、図 15 及び図 16 内の各点の直径が、歩行速度の大きさを表す。

この手法においても、5.2 節及び 5.3 節で述べたときと同様に、センサ間の入退場を表にすると表 4(AND 方式) 及び表 5(OR 方式) のようになった。AND 方式の結果を 5.2 節や 5.3 節の場合と比べると、入退場数の分布は 5.2 節の場合に近いが、人流データとして推定できた割合は、 h_d, v_d を大きめに設定したにも関わらず 5.3 節の場合よりも減少することがわかる。これは、センサを通過した異なる人が偶然同じ身長(または歩行速度)だった場合に、歩行速度(または身長)の差異により誤った人流の推定を防止できたと考えられる。

また、OR 方式では、5.2 節の結果からさらに数人の人流を捉えられた。しかし、これらの人流データは身長の誤差が数十センチメートルに及んでいるため、実際は入口と出口で別の人であるが、偶然歩行速度が近かったため人流として捉えられた可能性が高いと考えられる。

5.5 提案手法の比較

最後に、上記で述べた手法について、全センサデータのうち人流データとして推定できた割合を図 17 に示す。身長を用いた推定では、8 割程度のセンサデータを人流データとして推定できた一方で、歩行速度を用いた方法は、全センサデータの約半分しか人流データとして推定できなかった。さらに、身長と歩行速度を組み合わせた方法では、 h_0, d_0 共に大きめに値を取ったにも関わらず、推定できたセンサデータは半分にも満たなかった。

6. まとめ

本論文では、複数の 3D 通過センサを用いた人流推定について、データの取得方法から補正、分析手法を提案した。

分析手法においては、通過時刻と方向のみを用いた場合、センサ毎の入場及び退場の数が明確に増減する場合において、その人数やセンサ間の移動の所要時間を推定できた。また、上記に加えて身長を用いた手法では、上記の手法で

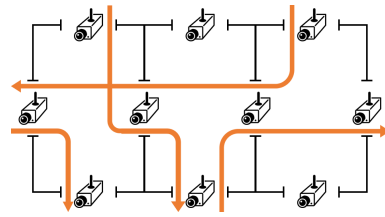


図 18 複数の閉空間を持つより広域なエリア

は推定が困難となる、センサ毎の入場及び退場の数が明確に増減しない場合において、8 割前後の人流データを推定できた。

しかし、歩行速度を用いた場合、歩行速度の特徴上センサデータの正確な取得が困難だったため、人流推定を正確に行えなかった。今後は、歩行速度が正常に得られないことを前提としながら、身長を用いた手法で間違っていない人流あるいは捉えきれなかった人流を取得する方法を検討したい。

また、本研究では、比較となる人流データを用意できなかったため、人流推定した結果の妥当性を評価できなかった。今後は、他の人流推定手法などで取得したデータとの比較を行い、本研究で提案した人流推定手法の妥当性を評価したい。

今後の課題として、本研究では、一つの閉空間に対する人の出入りを対象としたが、今後は図 18 のような複数の閉空間を持つエリアにセンサを設置し、隣接する閉空間同士で連携して分析することで、より詳細な人流分析が可能になると期待できる。

本研究の成果は、駅や商店街に 3D 通過センサを設置し、提案手法を用いると、継続的にプライバシーに配慮した人流推定を行える。これにより、企業のマーケティングや人出の調査、交通機関の混雑解消、また災害時の誘導支援など、様々な場面での提案手法の活躍が期待される。

謝辞

本研究は、NICT 委託研究、総務省 SCOPE、科研費基盤研究 B (17H01762) の支援を受けたものです。また、センサの設置や議論にご協力いただいた、中部おもてなしプラットフォーム研究会の皆様にお礼申し上げます。

参考文献

- [1] 総務省: 平成 30 年版 情報通信白書 | 情報通信機器の保有状況 (オンライン), 入手先 (<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h30/html/nd2521110.html>) (参照 2020-04-23).
- [2] European Union: REGULATION (EU) 2016/679 OF THE EUROPEAN PARLIAMENT AND OF THE COUNCIL of 27 April 2016 (オンライン), 入手先 (<https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:32016R0679>) (参照 2020-04-23).
- [3] Google Developers: 定期的に現在地の更新情報を受け取

る | Android デベロッパー | Android Developers 入手先
(<https://developer.android.com/training/location/receive-location-updates>) (参照 2020-04-29).

- [4] Synerex Project 入手先 (<https://github.com/synerex>) (参照 2020-05-17).
- [5] 河口 信夫, 米澤 拓郎, 廣井 慧: Synerex: 超スマート社会を支える需給交換プラットフォームの設計コンセプトと機能, 情報処理学会研究報告 コピキタスコンピューティングシステム (UBI), 2020-UBI-65(49), pp. 1-6, 2020.
- [6] Ceruzzi, P. E.: GPS, MIT Press, 2018.
- [7] C. Ratti, D. Frenchman, R. M. Pulselli, S. Williams: Mobile Landscapes: using location data from cell phones for urban analysis, *Environment and Planning B: Planning and Design* 2006, vol. 33, pp. 727-748, 2006.
- [8] N. Caceres, J.P. Wideberg and F.G. Benitez: Deriving origin–destination data from a mobile phone network, *IET Intelligent Transport Systems*, Vol. 1, No. 1, March 2007.
- [9] Joseph Kee-Yin Ng, Stephen Ka Chun Chan, Kenny Ka Ho Kan: Providing location estimation within a metropolitan area based on a mobile phone network, *Proceedings. 13th International Workshop on Database and Expert Systems Applications*, pp. 710-715, 2002.
- [10] Yuki Fukuzaki, Masahiro Mochizuki, Kazuya Murao, Nobuhiko Nishio: A pedestrian flow analysis system using Wi-Fi packet sensors to a real environment, In *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication*, pp. 721–730, 2014.
- [11] Yuki Fukuzaki, Masahiro Mochizuki, Kazuya Murao, Nobuhiko Nishio: Statistical analysis of actual number of pedestrians for Wi-Fi packet-based pedestrian flow sensing, In *Adjunct Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 1519–1526, 2015.
- [12] Nobuo Kawaguchi, Kei Hiroi, Atsushi Shionozaki, Toshimine Nasu, Yu Hashimoto, Takeharu Nakamura, Tetsuya Gotou, Shinsuke Ando: Wi-Fi Human Behavior Analysis and BLE Tag Localization: A Case Study at an Underground Shopping Mall, In *Proceedings of the 13th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services*, pp. 151–159, 2016.
- [13] Zhuliang Xu, K. Sandrasegaran, Xiaoying Kong, Xinning Zhu, Jingbin Zhao, Bin Hu, Cheng-Chung Lin: Pedestrian Monitoring System Using Wi-Fi Technology and RSSI Based Localization, *AIRCC, International Journal of Wireless & Mobile Networks*, Vol.5, pp. 17-34, 2013.
- [14] Lorenz Schauer, Martin Werner, Philipp Marcus: Estimating crowd densities and pedestrian flows using wi-fi and bluetooth, In *Proceedings of the 11th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services*, pp. 171–177, 2014.
- [15] 浦野 健太, 廣井 慧, 梶 克彦, 河口 信夫: 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.
- [16] 川下 雄大, 柴田 雅聡, 増山 岳人, 梅田 和昇: ステレオカメラを用いた簡易な人流計測システムの構築, *精密工学会誌*, 81 巻, 2 号, pp. 149-155, 2015.
- [17] Vitracom GmbH: VC-3D Sensor (オンライン), 入手先 (<http://www.vitracom.de/en/people-counting/vc-3d-sensor.html>) (参照 2020-05-04).