

HASC-IPSC: 屋内歩行センシングコーパス

梶 克彦^{1,a)} 渡辺 穂高¹ 坂 涼司¹ 河口 信夫¹

概要: 近年モバイルコンピューティング分野で盛んな研究テーマとして, 屋内位置推定や建物構造の自動推定が挙げられる. しかし, 現在までにこれらの研究で共通して利用可能なデータが存在せず, 新たな手法を提案しても, 既存研究との精度の比較検証が困難であった. 我々は, 屋内位置推定研究と建物構造推定研究を主なターゲットとした, 屋内歩行センシングコーパス (HASC-IPSC) を構築した. 被験者はスマートフォンを装着して建物内の様々な経路を移動する. スマートフォンに記録された加速度等のセンサデータに対して, 右左折や階段昇降といった詳細な行動ラベルが人手で付与されている. また各歩行移動データには, スタート地点を原点とした 1 秒ごとの 3 次元座標の正解データも用意されている. このデータを利用して, 各研究で提案された歩行者デッドレコニング手法の精度を検証可能である. また建物全体の歩行空間ネットワーク構造の正解データが用意されており, 複数の歩行センシングデータを統合して建物構造を自動推定する研究のリファレンスデータとして利用できる.

1. はじめに

スマートフォンの普及や, 各種センサデバイスの小型化・高性能化に伴い, 装着型センサを用いた位置推定や行動認識研究が盛んに行われるようになった. 現在では, スマートフォンへの GPS の搭載が進んでおり, 無線 LAN や携帯電話基地局などの電波情報に基づく位置推定手法も実用化に至っている. 一方, Google Maps^{*1} や Yahoo!地図^{*2} など, 屋外の詳細な地図情報を一般ユーザが利用可能になり, 経路検索やナビゲーションなどの位置情報サービスが実現されている.

しかし一方で, 屋内における位置情報サービスはまだ十分に普及しているとはいえない. その理由として, 屋内における位置推定手法が確立していない点が挙げられる. 測位用のインフラが整備された限定的な環境下では高精度な位置推定が実現されており, それに基づき屋内位置情報サービスが運用されている^{*3}. しかし, 屋内の位置情報サービスが屋外並みに高度化し普及するためには, どの建物内においても位置推定ができなければならない.

また, 建物構造情報は位置推定や屋内位置情報サービスに欠かせない情報であるが, 一般の建物ではこの情報を容易に取得できないという問題がある. 建物構造とは, 部屋, 廊下, 階段, ドアなどがどのようなサイズ・位置関係で存

在しているかという情報や, 人がその建物内をどのように移動可能であるかを表す歩行空間ネットワーク構造が挙げられる. 特に後者の歩行空間ネットワーク構造は, 屋内ナビゲーションにおいて移動経路選択に利用される重要な情報である. Google Indoor Maps^{*4} や Micello Maps^{*5} などのサービスでは, 公共施設や店舗の建物構造を地図上で閲覧可能にしている. しかし, これらはまだ全体から見ればほんの一部の建物であり, あらゆる建物において建物構造情報を利用可能にする必要がある.

これらの問題意識から, 近年では特に屋内位置推定研究や建物構造の自動推定研究がホットトピックになっている. 例えば屋内位置推定研究として, 加速度等のセンサ信号に基づく歩行者デッドレコニング (Pedestrian Dead-Reckoning) [1], [2] や, 無線 LAN・地磁気センサ等の環境マップ情報を併用した位置推定研究 [3], [4] などが行われている. また, 建物構造推定研究として, エレベータ搭乗時やドア通過時に現れる特徴的な加速度変化や無線 LAN 環境変化を捉えてドアやエレベータの存在を推定する手法 [5], [6], 様々な経路で建物内を移動した複数の歩行センシングデータを統合して通路や部屋を自動推定する手法 [7], [8] などが提案されている.

しかし現状では, これらの研究で利用可能な共通データが存在しない. そのため, 例えば新たな位置推定手法を提案する場合, 既存研究と比較した有効性検証が困難であるという問題がある. 有効性を示すためには, 比較対象とな

¹ 名古屋大学大学院工学研究科

^{a)} kaji@nuee.nagoya-u.ac.jp

^{*1} <https://maps.google.co.jp/>

^{*2} <http://map.yahoo.co.jp/>

^{*3} 東京国立博物館 トーハクナビ: <http://www.tnm.jp/>

^{*4} <http://maps.google.com/help/maps/indoormap/>

^{*5} <http://www.micello.com/>

る既存研究を一から実装し、同じデータを用いて同一条件下で評価実験を行う必要がある。既存手法が単純であれば、実装コストはそれほど問題とはならないが、高度な数学的知識が必要となったり、難解なアルゴリズムの実装が求められる場合もある。この状況は、本研究分野の発展スピードを鈍化させる原因の一つとなりうる。

そこで我々は、屋内位置推定研究と建物構造推定研究を主なターゲットとし、これらの研究で共通して利用可能な屋内歩行センシングコーパス HASC-IPSC [9] を構築した。本稿では、HASC-IPSC を構築する際に行ったデータ収集方法、各種データの形式、コーパス全体の統計情報を示すとともに、その使用例として HASC-IPSC を用いた歩行者デッドレコニングの評価方法を示す。さらに、HASC-IPSC に対して単純な手法での行動認識と右左折推定を適用し、ベースライン精度を示す。

2. HASC-IPSC

HASC-IPSC は、屋内位置推定研究と建物構造推定研究のための屋内歩行センシングコーパスである。IPSC は Indoor Pedestrian Sensing Corpus の略である。本章ではその概要を説明する。

2.1 HASC Corpus

まず、我々が以前より構築を続けている HASC Corpus[10] の概要を説明する。HASC-IPSC には、HASC Corpus に含まれるデータの一部と同等の行動センシングデータが含まれている。

HASC (Human Activity Sensing Consortium) は、人間行動理解のための装着型センサによる大規模データベース構築を目的としたコンソーシアムであり、2009 年から活動を続けている。本コンソーシアムでは行動信号処理研究を加速させるために、2010 年から毎年、人間行動センシングのためのデータ収集技術の獲得、特徴量・アルゴリズムの開拓、アルゴリズム・ツールの標準化を目指す技術チャレンジ HASC Challenge を開催している。本チャレンジを通して複数の参加組織から提供された行動センシングデータは、HASC Corpus として整備され公開されている*6。利用許諾に同意すれば、登録者はだれでも利用できる。また、HASC Challenge 参加者と同等の行動センシングデータを提供していただければ、最新の未公開コーパスも利用可能である。

HASC Corpus には、基本行動データと実環境経路移動データの 2 種類のデータが収められている。基本行動データは、歩く、走る、階段昇降、スキップ、停止の合計 6 つの行動を対象としている。基本行動データはさらに、学習データとシーケンスデータで構成される。学習データ

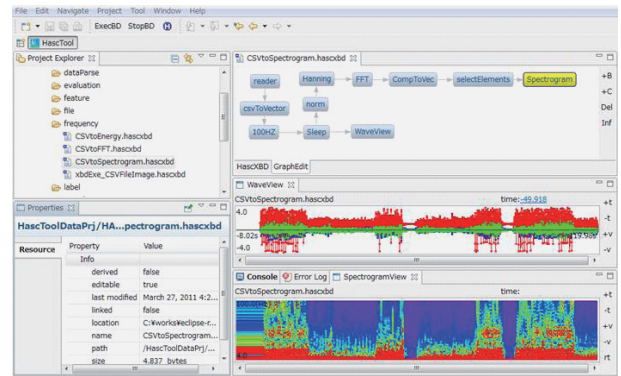


図 1 行動信号処理ツール HASC Tool

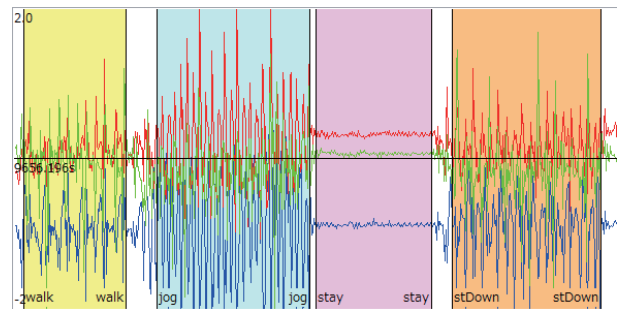


図 2 加速度データとラベルデータの重畳表示

は、各行動が 20 秒間×5 セット計測されたデータである。シーケンスデータは、一つの行動シーケンスの中で、上記の 6 種類の行動すべてが含まれた行動データである。各行動データは少なくとも 10 秒以上連続している。またシーケンスデータには、各行動がどの区間で行われていたかを示す正解ラベルが付与されている。一般的な使用方法としては、行動の種類を機械学習によって分類する場合、分類器を構築するには学習データを使用し、シーケンスデータを用いて分類器の評価を行う。また、行動データごとに、被験者の身長体重や年齢、端末の種類や装着位置といったメタデータが存在する。HASC-IPSC には、基本行動データと同等のデータも収録されている。

実環境経路移動データとは、駅や店舗、オフィスといったランドマーク間を移動する行動データである。実環境データであるため、歩行や階段昇降などの基本的な行動に加え、エスカレータやエレベータなどの情報や、ドアの開閉といったイベントも含まれており、それらのラベルも付与されている。ただし、HASC Corpus における実環境経路移動データは、対象となる経路の設定が HASC Challenge 参加者に委ねられている。そのため、同一環境内を多くの被験者が移動したデータ、例えば同一経路を複数被験者が移動したデータや、同一の出発地・目的地であっても経路が異なっているデータ、などは十分に網羅されていない状態である。一方 HASC-IPSC では、同一環境において 100 人規模の被験者が様々な経路で移動した行動センシングデータを収録している。

*6 <http://hub.hasc.jp/>

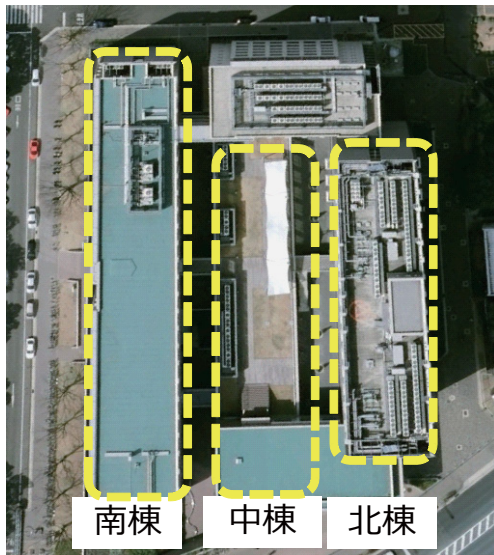


図 3 データ収集の対象とした建物

表 1 年代と性別ごとの被験者数

	男性	女性
20 代前半	6	5
20 代後半	5	5
30 代前半	5	5
30 代後半	5	7
40 代前半	5	6
40 代後半	5	5
50 代前半	5	6
50 代後半	5	6
60 代前半	5	6
60 代後半	5	5
合計	107	

2.2 HASC Tool

我々が開発している行動信号処理ツールである HASC Tool[11] を利用すれば、HASC Corpus や HASC-IPSC のデータを容易に取り扱える(図 1)。HASC Tool ではブロックダイアグラムによって処理フローを表現するビジュアルプログラミングが採用されている。複数の基本ブロック (FFT・IIR フィルタなどの信号処理、機械学習、推定行動ラベルの付与など) の組み合わせによって、大量のコーパスデータに対する多様な信号処理を実現できる。加速度や角速度等の信号波形やスペクトログラムは HASC Tool 上で可視化できる。また、正解ラベルを加速度等のセンサ波形に重畳させた表示も可能である(図 2)。

2.3 屋内歩行センシングデータ収集

HASC-IPSC のデータ収集対象環境として選定した建物は、名古屋大学 IB 電子情報館の北棟 (B1F-5F)、中棟 (B1F-2F)、南棟 (1F-3F) の 3 つの建物である。これらの建物は互いに隣接しており、中庭や地下通路を通じて行き来できる(図 3)。

データ収集に参加した被験者数の情報を表 1 に示す。被験者は合計 107 名である。年齢や性別の違いは行動の仕方に影響を与える。例えば 20 代男性と 60 代女性では、歩行や階段昇降の姿勢や移動速度は明らかに異なる。そこで、HASC-IPSC ではできるだけ年齢と性別をバランスさせ、男女それぞれにつき 5 歳ごとの各世代の被験者数を 5 名程度用意した。

経路は、同一建物内移動経路を 56 種類、異なる建物間の移動経路を 58 種類、合計 114 種類を設定した。起点・終点は建物内の部屋や通路の突き当りであり、その地点数は 32 箇所である。各経路につき、4 人程度の被験者の移動データを収集した。また各経路データには、必ず同一被験者が逆向きに移動した経路データも存在する。なお、ここで設定した経路にはエレベータによる階層移動は含まれていない。これは、エレベータ搭乗の統制が困難であったためである。具体的には、目的階層に到着するまでに複数回停止する可能性がある、隣接するエレベータ 2 基の間で 1 つのボタンが連動しており、どちらのエレベータに搭乗できるかをコントロールできない、といった理由による。

経路データの収集手順を以下に述べる。まず、被験者にはあらかじめ移動経路の説明をし、経路を間違えないように覚えてもらう。また、なるべく整ったデータを収集するために、被験者には以下の指示をする。

- 普段と同様に歩行すること
- 通路の中央を歩行すること
- ドアは被験者自身で開けること
- 階段は 1 段ずつ昇降すること

被験者が装着するのは、2 台の Android 端末である。Nexus 4(Android 4.2.1) は、被験者の腰後ろホルダに装着する。また Galaxy S3(Android 4.1.2) は、被験者が普段携帯端末を装着する箇所(例えばズボンのポケットやカバンの中)に装着する。各端末では HASC Logger[11] が動作しており、移動時のセンサデータが記録される。記録するセンサの種類は、加速度、角速度、地磁気、気圧、無線 LAN の 5 種類である。無線 LAN のサンプリング周波数は 1Hz、それ以外のサンプリング周波数は 100Hz である。また、同行する補助者も 1 台の行動ラベリング用 Android 端末を装着する。そちらの端末でも HASC Logger を動作させ、音声情報とイヤホンケーブルのボタン押下情報をロギングする。

経路移動は、補助者の指示に従って行う。スタート時、補助者の号令に従って、被験者は装着端末 2 台を同時に手で軽く叩き、加速度信号に特徴的な波形を発生させる。補助者は同時にイヤホンボタンを押下する。これらの情報は、端末間の時刻同期に用いられる。補助者は被験者の後ろから同行し、被験者が経路を間違えないように逐次ナビゲートする。同時に補助者は、被験者が右左折・ドア通過・階段昇降開始などのイベント行動を行うごとに、イヤホンボ

タンを押下する．補助者側端末に記録されたナビゲート時の音声情報とボタン押下情報は，各イベントの正解行動ラベルを付与する際のリファレンスとして利用される．

2.4 データ形式

HASC-IPSC には，環境全体の歩行空間ネットワーク構造に加え，経路移動ごとのセンサ情報，ラベル情報などが収録されている．本節ではこれらのデータの形式について述べる．

2.4.1 ノード ID 命名規則

歩行空間ネットワーク構造はノードリンク構造で記述する．ここで，ノードとは経路の開始・終了地点，通路の曲がり角，ドア，階段の踊り場である．これらの地点では，比較的短い行動イベント（右左折やドア通過）が発生する場所である．また，これらの地点間は，行動の種類（歩行や階段昇降）が途中で変化することはない．

各ノードに対して，環境内で固有の ID を付与した．命名規則は以下のとおりである．ノード ID は建物 ID とフロア ID とノードタイプの羅列として表現される．各要素の命名規則は以下のとおりである．ただし，ノードタイプにはそのフロア内の通し番号が付与される．

ノード ID : [建物 ID]-[フロア ID]-[ノードタイプ]

建物 ID : 南棟 : b1, 中棟 : b2, 北棟 : b3

フロア ID : fb1, f01, f02, f03, f04, f05

ノードタイプ : t: 始点・終点, d: ドア, c: 通路, s: 階段踊り場

例えばノード ID が“b1-f01-c03”である場合，南棟 1F の 3 番目の通路ノードとなる．このように，ノード ID からもある程度その位置がわかるように命名されている．

2.4.2 歩行空間ネットワーク構造

歩行空間ネットワーク構造として建物全体のノードリンク情報 (structure.csv) と，各リンクの詳細情報 (linkinfo.csv) が用意されている．ノードリンク情報では，各ノード ID の 3 次元座標上での位置と，ノード間を歩行可能かを示すリンク情報が記述される．図 4 に，structure.csv の一部を示す．各行は，2 つのノードの 3 次元座標とそれらのノードがリンクとしてつながっていることを表している．この情報から，図 5 に示す歩行空間ネットワーク構造の全体を可視化できる．

リンクの詳細情報の一部を図 6 に示す．各行が各リンクの詳細情報である．そのリンクを結ぶ 2 つのノード ID に続き，リンクの水平方向の長さ，垂直方向の高さ，階段の段数が記述されている．

2.4.3 各経路のセンサ情報

センサ情報として，加速度 (3 軸)，角速度 (3 軸)，地磁気 (3 軸)，気圧，無線 LAN 情報が利用できる．各センサデータは別々のファイルに分割されており，カンマ区切りの CSV 形式で時刻とセンサ値が記録されている．1 回の

ノードID1	(x1,y1,z1)	ノードID2	(x2,y2,z2)
b1-f01-c01	6.10,0.00,0.00	b1-f01-t01	0.00,0.00,0.00
b1-f01-c01	6.10,0.00,0.00	b1-f01-d02	6.10,26.90,0.00
b1-f01-c03	6.10,30.10,0.00	b1-f01-d02	6.10,26.90,0.00
b1-f01-c03	6.10,30.10,0.00	b1-f01f02-s02	-1.87,30.10,2.16
b1-f01f02-s01	-1.87,28.40,2.16	b1-f01f02-s02	-1.87,30.10,2.16
b1-f01f02-s01	-1.87,28.40,2.16	b1-f02-c01	2.80,28.40,4.50
b1-f02-c01	2.80,28.40,4.50	b1-f02-c02	2.80,30.10,4.50
b1-f02-c02	2.80,30.10,4.50	b1-f02f03-s02	-1.87,30.10,6.66
b1-f02f03-s01	-1.87,28.40,6.66	b1-f02f03-s02	-1.87,30.10,6.66
b1-f02f03-s01	-1.87,28.40,6.66	b1-f03-c03	2.80,28.40,9.00

図 4 ノードリンク情報データの一部

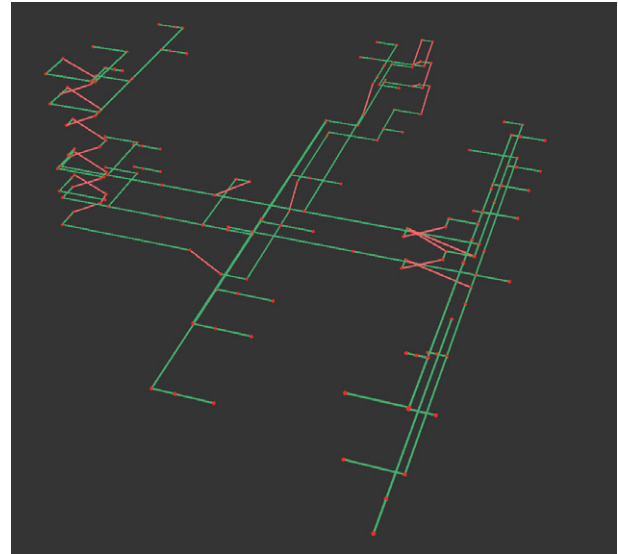


図 5 建物構造データを用いた歩行空間ネットワーク構造の可視化

ノードID1	ノードID2	水平距離, 垂直距離, 階段の段数
b1-f01-c03	b1-f01f02-s02	7.97,2.16,12
b1-f01f02-s01	b1-f01f02-s02	1.7,,
b1-f01f02-s01	b1-f02-c01	4.67,2.34,13
b1-f02-c01	b1-f02-c02	1.7,,
b1-f02-c02	b1-f02-c03	3.3,,
b1-f02-c03	b1-f02f03-s02	7.97,2.16,12

図 6 リンクの詳細情報データの一部

センサ観測が，1 行で記述される．図 7 は，角速度センサデータの一部である．初めの要素が時刻情報であり，その時刻における角速度の値が，X 軸，Y 軸，Z 軸の順に列挙される．

2.4.4 各経路の正解ラベル情報

各経路データには，手作業で正解ラベルが付与される (図 8)．移動開始・終了，右左折やドア通過，階段昇降の開始・終了などのイベントに対しては，その行動をした時刻，行動の種類，対応するノード ID がラベルとして付与されている．また，イベントとイベントの間の移動行動 (リンクに相当) に対しては，行動の開始・終了時刻，行動の種類 (歩行・階段昇降)，移動距離がラベルとして付与される．行動距離は，階段等の上下移動を伴う移動の場合，水

時刻	センサ値(X軸,Y軸,Z軸)
1361068391.218000	-0.104462,-0.112244,0.023087
1361068391.229000	-0.360809,-0.083405,-0.073044
1361068391.243000	-0.360809,-0.083405,-0.073044
1361068391.248000	-0.857483,-0.076996,-0.105087
1361068391.258000	-0.843597,0.074677,-0.096542
1361068391.268000	-0.626770,0.209259,-0.055954
1361068391.279000	-0.450531,0.125946,-0.059158
1361068391.288000	-0.275360,-0.036407,-0.045273
1361068391.298000	-0.220886,-0.194489,-0.016434

図 7 角速度センサデータの一部

時刻, x座標, y座標, z座標
0.0,0.00,0.00,0.00
1.0,0.99,0.00,0.00
2.0,1.98,0.00,0.00
3.0,2.96,0.00,0.00
4.0,3.95,0.00,0.00
5.0,4.94,0.00,0.00
6.0,5.93,0.00,0.00
7.0,6.10,0.97,0.00
8.0,6.10,2.14,0.00
9.0,6.10,3.31,0.00
10.0,6.10,4.49,0.00
11.0,6.10,5.66,0.00

図 10 正解座標情報の一部

時刻	ノード情報(ノードID, 行動の種類)
1.361068399258E9	,b2-f01-t01;start
1.361068399258E9	,1.361068405107E9,walk;4.30
1.361068405107E9	,b2-f01-d02
1.361068405107E9	,1.361068408418E9,walk;2.70
1.361068408418E9	,b2-f01-c05;right
1.361068408418E9	,1.36106844981E9,walk;58.20
1.36106844981E9	,b2-f01-c11;right
1.36106844981E9	,1.361068477509E9,stUp;4.92;1.80;10

時刻1 時刻2 リンク情報
 (行動の種類, 水平距離, 垂直距離, 階段の段数)

図 8 正解ラベルデータの一部

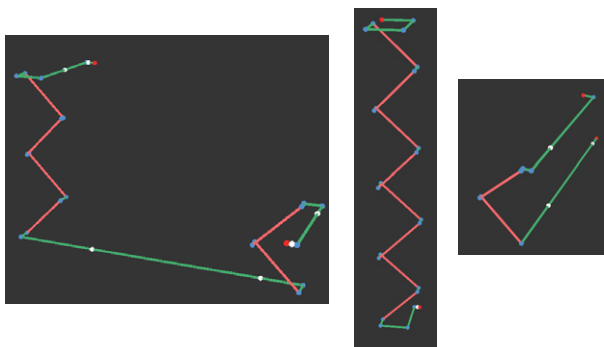


図 9 正解ラベルデータを用いた経路の可視化例

平方向の移動距離に加え、垂直方向の移動距離、階段の段数が記述される。図 9 に、各経路の可視化例を示す。これらの可視化は、正解ラベルのみを用いて実現できる。

2.4.5 各経路の正解座標情報

各経路データには移動軌跡の正解座標情報が用意されている。このデータを用いれば、屋内位置推定の精度を評価できる。正解座標情報では、経路のスタート地点を原点(0,0,0)とし、初期ベクトルを X 軸方向(1,0,0)と定めている。座標の単位はメートルである。時刻も相対的な値で表し、スタート時の時刻を 0 秒としている。正解座標は 1 秒ごとに列挙される。図 10 に、正解座標情報の一部を示す。各行には、時刻とその時刻における正解の X 座標, Y 座標, Z 座標が CSV 形式で記述されている。

この正解座標情報は、「ノードとノードに挟まれたリンク内は、一定速度で移動している」という仮定に基づいて生

成されている。データ収集の際には、右左折や階段昇降などの際には音声によるナビゲーションとイヤホンボタン押下を行っているため、正確な時刻が記録されている。しかし、1 秒毎の正解座標については、被験者の正確な位置情報の記録が困難であったため、一定速度の移動を仮定して正解座標としている。実際にデータ収集の際には、ユーザに自然な歩行を心がけるよう指示していたため、一つのリンク内で大きく歩行速度が変化することはなかった。よってこの仮定に基づく正解座標情報は概ね妥当であると考えている。

2.4.6 メタデータ

被験者の基本情報、データ収集に用いられた端末情報はメタデータに記述されている。図 11 に、メタデータの例を示す。被験者の基本情報としては、性別、年代、身長、体重といった情報に加え、移動行動に大きな影響を及ぼすと考えられる靴の種類が記述されている。端末情報としては、端末の種類、装着位置、装着方向、ロガーツールの種類、センサのサンプリング周波数が記述される。また行動に関する情報として、移動経路の ID も記述されている。このデータを用いれば、被験者の年代や端末種類を限定して歩行センシングデータを利用することが可能である。

2.5 統計情報

HASC-IPSC のコーパス全体としての各種統計情報を表 2 に示す。被験者数は 107 人、延べ経路データ数は 452 である。各経路につき約 4 人分のデータが存在している。また、1 回の観測で得られる基地局数は 30 以上であり、対象環境は無線 LAN 基地局が多く設置されていることがわかる。

表 3 に、各センサのサンプリング周波数の実測値を示す。被験者の腰に装着した Nexus 4 は概ね指定のサンプリング周波数通りの実測値となっているが、Garaxy S3 ではサンプリング周波数が一定でないデータが多く、実測値が設定値と異なっている。HASC-IPSC で Garaxy S3 のデータを利用する際には、センサのサンプリング周波数が設定値と異なることを考慮して処理する必要がある。

LogVersion: 2
Person:Person1207
Gender:male
Generation:20;late
Height(cm):178
Weight(kg):51
Shoes:sneakers
TerminalMount:fixed
TerminalPosition:strap;waist;rear
AttachmentDirection:rear;portrait
UseHistory:2
Route: ra01
Activity: route
TerminalID: 464343fdde9c9e2f
TerminalType: Nexus 4;SDK=17;VI=533553
ClientVersion: Logger+Wifi for Android;1.0
Frequency: 100

図 11 メタデータの例

表 2 HASC-IPSC の各種統計

被験者数	107
経路の種類	114
延べ経路データ数	452
始点・終点の種類	32
経路ごとの被験者数	Avg:3.92 SD:1.33
1 経路に含まれるノード数	Avg: 17.85 SD: 6.36
各経路の時間	Avg: 110.05 s SD: 35.97 s
各経路の長さ	Avg: 103.81 m SD: 32.52 m
1 リンクの時間	Avg: 6.53 s SD: 5.07 s
1 リンクの長さ	Avg: 6.16 m SD: 6.47 m
1 回の観測で得られる無線 LAN 基地局の数	Avg: 32.39 SD: 10.71

表 3 サンプリング周波数の実測値

	Nexus 4	Garaxy S3
加速度	99Hz	88Hz
角速度	99Hz	121Hz
地磁気	99Hz	88Hz
気圧	99Hz	65Hz
WiFi	1.0Hz	1.8Hz

3. HASC-IPSC を用いた歩行者デッドレコーディング精度の評価方法

HASC-IPSC に含まれる各経路の正解座標情報を用いて、歩行者デッドレコーディング(以下 PDR)の位置推定精度を評価する方法を提案する。まず PDR で推定した移動軌跡を、HASC-IPSC の正解座標情報のフォーマットと同一に揃え

るため座標変換とスケーリングを行う。3.2.5 節で述べたとおり、正解座標情報では、スタート地点を原点 (0,0,0)、初期ベクトルを X 軸方向 (1,0,0) と定めている。また座標の単位はメートルである。

次に、PDR で推定した移動軌跡をサンプリングする。正解座標情報と同じ 1 秒間隔で、PDR の推定座標を列挙する。ここで、経路データ i におけるスタート時の時刻を 0 秒、移動完了時の時刻を T^i 秒とする。正解座標列 P^i を $(p_0^i, p_1^i, \dots, p_{T^i}^i)$ 、PDR の推定座標列 Q^i を $(q_0^i, q_1^i, \dots, q_{T^i}^i)$ と表すと、時刻 t における位置推定誤差は $|p_t^i - q_t^i|$ と表せる。

位置推定誤差の指標は、平均、標準偏差、二乗平均平方根 (RMS) がしばしば用いられる。各経路の RMS は以下の式で求められる。

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{T^i} \sum_{t=0}^{T^i} (p_t^i - q_t^i)^2} \quad (1)$$

一般的に、PDR は累積誤差の影響を受ける手法であるため、位置推定精度の時間変化は精度評価において重要な要素である。各時刻における位置推定誤差の平均は以下のように求められる。まず全経路について、各時刻における位置推定誤差 $|p_t^i - q_t^i|$ を求める。時刻 t における位置推定誤差の平均 μ_t の計算方法は、全経路の時刻 t における位置推定誤差 $|p_t^i - q_t^i|$ の平均となるため、以下の式で表される。ここで、 R は経路の総数、 N は移動開始から移動終了までにかかる秒数が t 秒以上である経路データの総数である。

$$\mu_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^R (p_t^i - q_t^i) \quad (2)$$

以上により、各研究で提案・実装する PDR 手法を HASC-IPSC を用いて評価できる。HASC-IPSC を用いた評価結果を論文等に掲載しておけば、後進の研究者はその論文を引用するだけで精度の比較評価や優劣の判断が可能となる。

4. 行動認識と右左折推定のベースライン精度

本節では、HASC-IPSC の経路移動データに対して単純な右左折推定手法と行動認識手法を適用し、ベースライン精度を示す。

まず右左折推定のベースライン精度を示す。右左折は次のように推定する。角速度の y 軸方向成分をゼロ交叉点ごとに区切り、区間ごとに積分する(図 12 上の赤い部分)。積分値が 70 度以上を左折、70 度以下を右折と判定し積分区間の中心を右左折イベントとみなす。積分値が 150 度以上、-150 度以下の場合は 2 回分の右左折と判定し、区間の前から 1/4、3/4 の 2 箇所を右左折イベントとする(図 12 下)。

右左折推定に関する精度は表 4 の通りである。正解ラベ

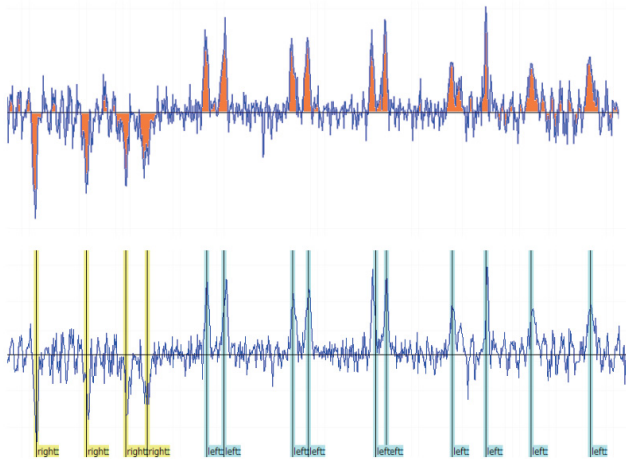


図 12 右左折の検出．上：角速度のゼロ交差点ごとの積分，下：検出された右左折ノード

表 4 右左折推定精度

正解右左折地点数	5644
推定右左折地点数	5655
検出成功数	4834
適合率	0.85
再現率	0.85
F 値	0.85

ルデータに基づき、実際の右折（左折）の前後 1 秒以内に右折（左折）が推定された場合を成功とし、個数基準で適合率と再現率を算出した。その結果、86%程度の精度でノード分割が可能であることが確認された。

次に、行動認識のベースライン精度を示す。連続する 2 つのノードに挟まれるリンクの行動認識を以下を行う。静止，歩行，階段上，階段下の 4 種類の基本行動データの 3 軸加速度データを用いて機械学習によって行動の種類を推定する。使用した特徴量は、256sample(2.56 秒)の各軸ごとの平均，分散，4 周波数帯のエネルギー (5-8,9-16,17-32,33-64Hz)，ハイパスフィルタ適用後のゼロ点交叉率，各 2 軸間の相関係数，3 軸ノルムの積分値 (ハニング窓使用) の合計 25 種類である。ここで、行動認識精度を向上させるため、同一リンク内の行動は変化しないという知識を導入する。同一リンク内の各推定行動について合計時間を算出し、最も時間の長いものをそのノード間の行動とみなす。

行動認識精度は、学習データに評価対象のユーザのデータを含めるユーザ依存学習と、含めないユーザ独立学習の 2 種類を評価した。推定した行動（歩行，階段上，階段下）の種類が正解であるかを、時間を基準として算出した。全 107 人のデータを全て学習に用いたユーザ依存学習の行動認識精度は表 5 のとおりである。縦軸が正解行動，横軸が推定行動を表している。この場合の全体的な認識率は約 72%であった。ユーザ独立学習は、4 分割のデータのうち 3

表 5 ユーザ依存学習の行動認識精度

	歩行	階段上	階段下
歩行	0.74	0.13	0.13
階段上	0.19	0.75	0.12
階段下	0.08	0.25	0.92

表 6 ユーザ独立学習行動認識精度

	歩行	階段上	階段下
歩行	0.61	0.20	0.19
階段上	0.12	0.74	0.13
階段下	0.06	0.01	0.93

つを学習データ，1 つを評価データとするクロスバリデーションで精度評価を行った。認識精度は表 6 のとおりである。この場合の全体的な認識率は約 67%であった。

5. おわりに

本稿では、屋内位置推定研究と建物構造推定研究を主なターゲットとして我々が構築した、屋内歩行センシングコーパス HASC-IPSC について述べた。本コーパスは、特定の環境内を 107 名の被験者が移動した歩行センシングデータが収められており、登録者はだれでも利用可能できる*7。HASC-IPSC が本研究分野の発展促進に寄与することを期待する。

参考文献

- [1] 上坂大輔, 村松茂樹, 岩本健嗣, 横山浩之. 手に保持されたセンサを用いた歩行者向けデッドレコニング手法の提案. 情報処理学会論文誌, Vol. 52, No. 2, pp. 558-570, 2011.
- [2] 興梠正克, 酒田信親, 大隈隆史, 蔵田武志. 屋内外歩行者ナビのためのデッドレコニング/GPS/RFID を統合した組み込み型パーソナルポジショニングシステム. 信学技報, Vol. 106, No. 234, pp. 109-114, 2006.
- [3] 梶克彦, 河口信夫. indoor.Locky: UGC を利用した無線 LAN 屋内位置情報基盤. 情報処理学会論文誌, Vol. 52, No. 12, pp. 3263-3273, 2011.
- [4] 坂涼司, 梶克彦, 河口信夫. 磁気と WiFi 電波強度を含んだマップ情報に歩行者デッドレコニングを併用した屋内位置推定手法. 信学技報, vol.113, no.399, ASN2013-122, pp. 23-28, 2014.
- [5] 梶克彦, 河口信夫. 無線 LAN 環境特異点に基づくゲート通過検出手法. 情報処理学会論文誌, Vol. 55, pp. 366-377, 2014.
- [6] Yang, T., Kaji, K., Kawaguchi, N. Elevator Acceleration Sensing: Design and Estimation Recognition Algorithm Using Crowdsourcing. In *The 1st IEEE International Workshop on Consumer Devices and Systems*, pp. 534-539, 2013.
- [7] Alzantot, M., Youssef, M. CrowdInside: Automatic Construction of Indoor Floorplans. In *the 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems (SIGSPATIAL'12)*, pp. 99-108, 2012.
- [8] Shin, H., Chon, Y., Cha, H. Unsupervised Construction of an Indoor Floor Plan Using a Smartphone. *IEEE*

*7 <http://hub.hasc.jp/>

Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, Vol. 42, Issue.6, pp. 889–898, 2012.

- [9] Kaji, K., Watanabe, H., Ban, R., Kawaguchi, N. HASC-IPSC: Indoor Pedestrian Sensing Corpus with a Balance of Gender and Age for Indoor Positioning and Floor-plan Generation Researches. In *International Workshop on Human Activity Sensing Corpus and Its Application (HASCA2013)*, pp. 605–610, 2013.
- [10] Kawaguchi, N., Yang, Y., Yang, T., et al. HASC2011corpus: Towards the Common Ground of Human Activity Recognition. In *13th ACM International Conference on Ubiquitous Computing*, pp. 571–572, 2012.
- [11] 梶克彦. 行動センシング総合ツール HASC Tool. 情報処理, Vol. 54, pp. 568–569, 2013.