

# 気圧センサを用いたステップ認識手法

梶 克彦<sup>1,a)</sup> 磯村 奎介<sup>1</sup> 高井 飛翔<sup>1</sup>

受付日 2020年3月25日, 採録日 2020年10月6日

**概要:** 歩行者のステップ認識は、屋内位置推定の一手法である歩行者自立航法 (PDR) の構成要素として利用されているほか、歩数計・活動量計といったヘルスケアアプリケーションの根幹を担っている。ステップ認識には、歩行の際にセンサ信号が顕著に周期的な変化を示す加速度センサを用いるのが一般的である。我々はその代替として、角速度や磁気センサによって腰回転をとらえてステップ認識を行う手法を提案してきた。本稿では気圧センサを利用したステップの認識を行う手法について提案する。我々はスマートフォンを手持ちして意識的に腕振りをした場合、密閉型の腰巻きケースにスマートフォンを装着した場合、ズボンのポケットに装着した場合などについて、気圧センサの値が歩行にともなって周期的に変化する現象を発見した。この周期的な変化を、デジタルフィルタ・極値発見・閾値処理といった単純なアルゴリズムでとらえてステップ認識を行う。評価実験によって、推定誤差 7.5% 程度のステップ推定が可能であると確認できた。このような代替センサによるセンシングは、デバイスやシステム構成時に必要となるセンサ数の削減による省電力化、デバイス小型化、コンピュータリソースの開放につながる。たとえば活動量計は歩数や階段昇降といった情報から計算できるため、従来の活動量計はステップを加速度センサから取得し階段昇降は気圧センサから取得するが、本研究の成果を導入すれば、気圧センサのみによる活動量計の実現が期待できる。

キーワード: ステップ認識, PDR, スマートフォン, 気圧センサ, 活動量

## Step Recognition Method Using Barometer

KATSUHIKO KAJI<sup>1,a)</sup> KEISUKE ISOMURA<sup>1</sup> TSUBASA TAKAI<sup>1</sup>

Received: March 25, 2020, Accepted: October 6, 2020

**Abstract:** Pedestrian step recognition is used as a component of pedestrian dead-reckoning, which is a method of indoor positioning, and also plays a central role in healthcare applications such as pedometers and activity meters. For step recognition, it is common to use an accelerometer that shows a noticeable periodic change in sensor signal during walking. As an alternative, we have proposed a method for step recognition by detecting waist rotation with a gyroscope or magnetic sensor. In this paper, we propose a method for step recognition using a barometer. When we consciously swing our arms while holding a smartphone, when we wear a smartphone in a closed waist-wrapping case, or when we wear it in a pants pocket, the value of the barometer changes periodically with walking. Step recognition is performed by capturing periodic change with a simple algorithm such as digital filter, finding local maximum/minimum, and thresholding. Through evaluation experiments, it was confirmed that step estimation with an estimation error of about 7.5%. Sensing with such alternative sensors leads to power saving, device miniaturization, and computer resource release by reducing the number of sensors required when configuring devices and systems. In general, since an activity meter can be calculated from information such as the number of steps and stair climbing, a conventional activity meter acquires steps from an accelerometer and stair climbing from a barometer. On the other hand, if we introduce the results of this research, it is possible to realize an activity meter using only barometer.

**Keywords:** step recognition, pedestrian dead-reckoning (PDR), smartphone, barometer, activity meter

### 1. はじめに

スマートフォンに様々なセンサが搭載されるようになり、またその高精度化によって、それらのセンサを用いて

<sup>1</sup> 愛知工業大学  
Aichi Institute of Technology, Toyota, Aichi 470-0392, Japan  
<sup>a)</sup> kaji@aitech.ac.jp

ユーザの行動や位置を推定する研究やその応用アプリケーションが実現されてきている。中でも歩行者の1歩1歩をとらえるステップ認識は、屋内位置推定の一手法である歩行者自立航法 (PDR) の構成要素として利用されているほか、歩数計・活動量計といったヘルスケアアプリケーションの根幹を担っている。歩行者のステップを認識する手法としては加速度センサの利用が一般的である。加速度センサのノルムや重力方向成分は、歩行の際にセンサ信号が顕著に周期的な変化を示す。そのため、1歩1歩を正確にとらえやすい。

本稿では気圧センサを利用したステップの認識を行う手法について提案する。本研究は、スマートフォンを装着して歩行した際に、気圧センサの値が歩行にともない周期的に変化することを発見したことに起因している。具体的には、スマートフォンを手持ちして意識的に腕振りをした場合、密閉型の腰巻きケースにスマートフォンを装着した場合、ズボンのポケットに装着した場合に気圧センサの値に周期的な変化が現れた。この周期的な変化を、デジタルフィルタ・極値発見・閾値処理といった単純なアルゴリズムでとらえてステップ認識を行う。従来の気圧センサではスパイクノイズが多く、歩行による周期的な変化をとらえるのが困難であったが、近年の気圧センサの高精度化によって周期的な変化をとらえられるようになった。信号処理自体は単純なアルゴリズムであるが、本研究の貢献は、気圧センサを用いてステップ認識が可能であると示す点にある。

このような代替センサによるセンシングは、デバイスやシステム構成時に必要となるセンサ数の削減により、省電力化やデバイス小型化につながる。また、スマートフォンにとっても、デバイス全体のコスト低下やコンピュータリソースの開放につながる。我々はこれまでも代替として、角速度や磁気センサによって腰回転をとらえてステップ認識を行う手法を提案してきた [1]。角速度と磁気から歩行者の進行方向を推定すれば、センサを単独で利用した2次元の PDR が期待できる (図 1(a), (b))。気圧センサでステップ推定できるようになれば、気圧センサのみによる活動量計の実現が期待できる (図 1(c))。一般のオフィスワークの活動量を計算するには、平地を歩行している場合と坂や階段を歩行している場合の歩行を計算に含める必要がある。そのため、スマートフォンの活動量計はステップを加速度センサから取得し階段昇降は気圧センサから取得している。ここに本研究の成果を導入すれば、気圧センサでステップ認識もでき、かつ上下方向の移動も認識できる。さらに、気圧と磁気の2つのセンサのみで、3次元の PDR と磁気 Fingerprint を組み合わせたハイブリッド測位 (図 1(d)) が期待できる。

本稿の構成は以下のとおりである。2章において関連研究について述べる。次に3章において気圧センサのみでス

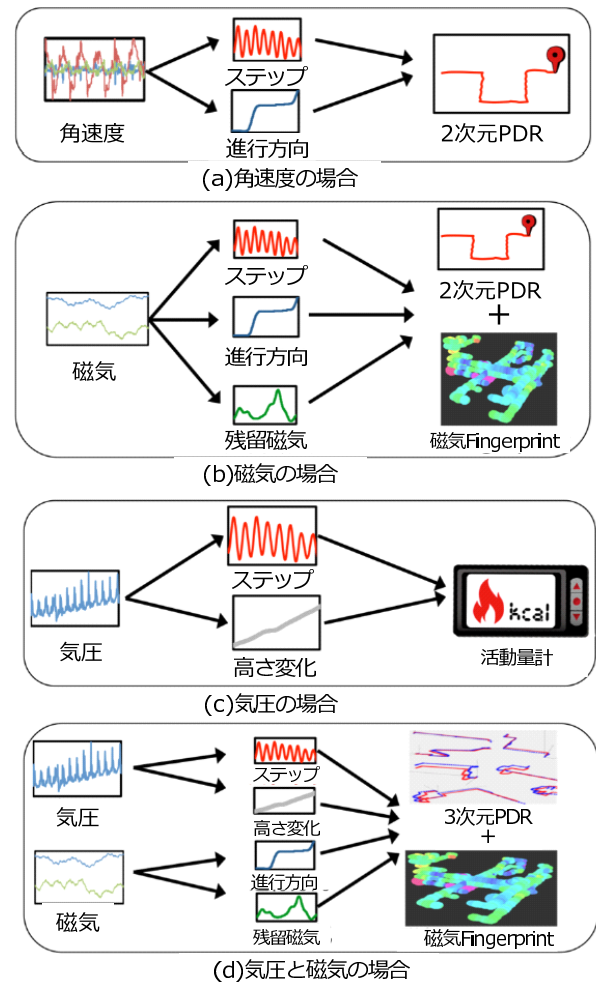


図 1 各ステップ認識手法の応用例

Fig. 1 Application examples of each step recognition method.

テップ認識を行う手法について述べ、4章ではその認識精度を評価する。最後に5章においてまとめと今後の課題を述べる。

## 2. 関連研究

ステップ認識手法として加速度センサを用いた手法 [2], [3], [4], [5] が最も一般的である。3軸加速度のノルムや重力方向の加速度を用い、1歩ごとに周期的に発生する加速度波形の変化をとらえる。スマートフォンに搭載されたセンサのうち、歩行によって最も顕著に周期的な変化が発生するのが加速度センサである。そのため、加速度センサはステップを認識する際に最も適したセンサといえる。

歩行者のステップ情報は屋内位置推定や活動量計として利用される。屋内では屋外のようにGPSを用いた位置推定手法の利用が困難である。そのため様々なセンサを用いた歩行者自立航法 (Pedestrian Dead-Reckoning: PDR) の研究が行われており [2], [3], [4], [5]、加速度から移動距離、角速度から進行方向、気圧から高さを推定し、3次元的な歩行軌跡を生成する。

我々はこれまでに角速度と磁気センサを単独で用いたステップ認識手法を提案している [1]. 人は歩行時に腰が回転する特徴があり, Murray らによれば腰の回転角度は  $9 \pm 4$  度である [6]. そこで, 閾値以上の腰回転がみられた場合にステップとして認識する. このように歩行者がステップを行った際に発生する値の変化をステップ成分と定義する. 角速度や磁気は角度の算出に使用されるセンサであるため, 身体の腰部後方にセンサを装着してステップ成分の認識を行う. また角速度と磁気は歩行者の進行方向推定に使われるセンサであるため, これらのセンサを用いてステップの認識が可能となれば角速度のみを利用した 2 次元 PDR (図 1(a)) や, 磁気センサのみを利用した 2 次元 PDR+磁気 Fingerprint のハイブリッド測位 (図 1(b)) が期待できる.

高さ変化を最も適切にとらえられるセンサが気圧センサである. 歩行者の上下方向の移動認識を行うためには, 平面を歩行しているのか, 階段や坂を歩行しているのか, エスカレータを利用しているのかといった移動状態の認識が必要である. 単位時間あたりにおける気圧変化量の相違を利用すれば, 閾値判定や気圧変化量を利用して移動状態の認識や階層判定が可能である [5]. ステップ認識と高さ変化認識を組み合わせれば, 階段やエレベータ・エスカレータを用いた場合を分離できる. 活動量を求める際にも高さ変化情報は重要である. 平面歩行時と坂や階段歩行時などの上下方向を含む歩行をしている場合では活動量が異なるため, 上下方向を含む歩行では平面歩行時に比べカロリー消費量が大きくなる [7]. 単純な歩数に加えて歩行者の上下方向に対する移動を認識できれば, オフィスワーカーなどの正確な活動量測定につながる.

従来の気圧センサは分解能が大きくスパイクノイズが多く含まれていたため, 階層移動 [5], [8], [9] やドア開閉 [10] などの低頻度で発生する行動認識への使用が主であった. しかし近年では, 気圧センサのサンプリング周波数, 分解能, 値そのものの精度について性能向上がみられ, それにともないステップなどの高い周期で発生する特徴量の検出が可能となった. したがって本研究では身体の様々な位置にセンサを装着して歩行した際に発生する気圧値の変化を検出し, ステップを認識する手法を提案する.

### 3. 気圧センサを用いたステップ認識手法

本稿では加速度以外のセンサとして気圧センサを用いたステップ認識手法を提案する. 主に想定している応用は図 1(c) に示す活動量計である. 気圧センサを単独で用いてステップ認識を行い, 同時に高さ変化も認識し, 活動量を求めるというものである. また図 1(d) のように, 気圧センサからステップと高さ情報を, 磁気センサから進行方向を, 磁気センサから進行方向と残留磁気をそれぞれ抽出すれば, 3 次元の PDR と磁気 Fingerprint のハイブリッド

測位が期待できる.

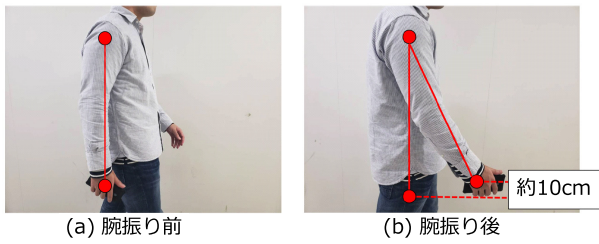
気圧センサを利用したステップ認識手法では, ステップの動作によって変化する気圧値を利用する. 気圧センサは高度が変化した際に値が変動するセンサであり, 平面歩行時には値が変動しないと想定していた. しかしセンサを手を持ち腕振りをした際やポケットに収めて歩行した際, 密閉型のケースに入れて身体に装着し歩行した際に気圧値が周期的に変動した. 本研究ではこれらのステップの動作によって気圧値が変動し発生する値をステップ成分と定義し, ステップ成分からステップを認識する手法を提案する.

また歩行者が階段や坂などを利用して上下方向に移動した際には気圧値が変動する. 本稿ではこの変動にともなう気圧値の変化を歩行者の高さ成分と定義する. 階段や坂歩行時には高さ成分により気圧値が変動するため, 高さ成分を分離してステップ成分を抽出する必要がある. 高さ成分はステップ成分よりも低い周期で発生するため, デジタルフィルタを用いてこれらの成分の分離を行う.

#### 3.1 センサを手持ち歩行した際に発生するステップ成分

平面歩行時に高さが推移するセンサ位置として, 手やスマートウォッチなど手に近い装着位置を想定した. 歩行時には人は肩を中心に腕を円運動させるため, その高さは体の前に出した際に上昇して体に近づくにつれて下降する. そのため手にセンサを持ち歩行した場合には, 高さの変化により気圧値が周期的に変化し, ステップ成分が現れると想定した. しかし意識しない限り人はあまり腕を振らず高さが推移しないためステップ成分の抽出が困難である. そこでウォーキングのように意識して腕振りを行った際にはステップ成分が現れた. ウォーキングのような腕振りをともなう歩行は健康的であるとされており [11], センサを手を持ち歩行した際にステップ成分が現れているかを推定し, 歩行者は腕振りを行い効果的なウォーキングを行っているか否かの認識が期待できる. センサを手を持ち図 2 のように腕振りを意識せず歩行した際の気圧データを図 3 に表す. また実際にステップを行った時間にラベル付けを行っている. 気圧は高度が変化すると値が変化し, 高度が 1 m 変化した際に気圧は約 0.1 hPa 変化する. 腕振りを意識せず歩行した場合には高さの推移が約 10 cm しか発生しないため, 気圧は約 0.01 hPa しか変化せずセンサノイズに隠れてしまいステップ成分の抽出が困難となる. そこで図 4 のように腕振りを意識して歩行した際の気圧データを図 5 に表す. 図 5 も図 3 と同様ラベル付けを行った. ウォーキングのように歩行した際には高さの推移が約 50 cm 発生して気圧の変化は 0.05 hPa 発生し, 図 4 のように腕振りによる高度の変化に応じた気圧の変化が発生しステップ成分が現れる. したがってウォーキングのような腕振りをともなう歩行をした場合には気圧センサを用いたステップ認識が可能である.





(a) 腕振り前 (b) 腕振り後

図 2 腕振りを意識しない歩行

Fig. 2 Walking without awareness of arm swing.

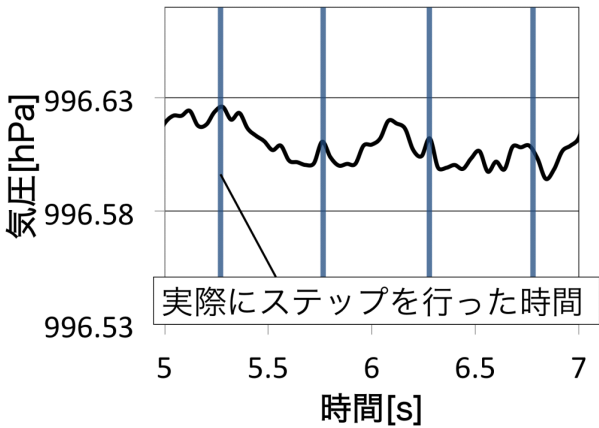
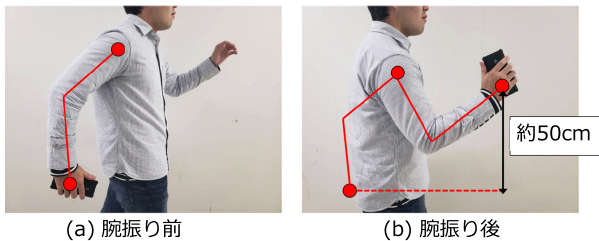


図 3 腕振りを意識せず歩行した際の気圧値の時系列変化

Fig. 3 Time-series changes in barometer when walking without awareness of arm swing.



(a) 腕振り前 (b) 腕振り後

図 4 腕振りを意識した歩行

Fig. 4 Walking with an awareness of arm swing.

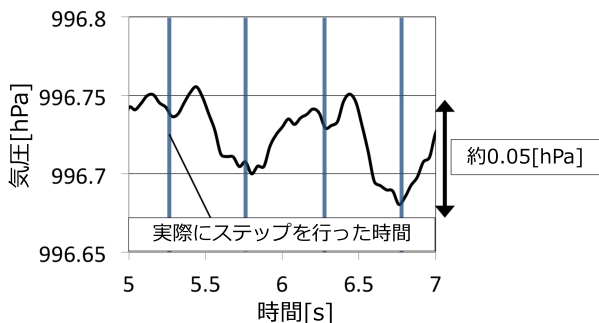


図 5 腕振りを意識して歩行した際の気圧値の時系列変化

Fig. 5 Time-series changes in barometer when walking with awareness of arm swing.

### 3.2 センサをポケットやケースに収めて歩行した際に発生するステップ成分

気圧センサの値は平面歩行時には前節で示したセンサを



(a) 手で押す (b) 手を離す

図 6 密閉された袋を変形

Fig. 6 Transforming a sealed bag.

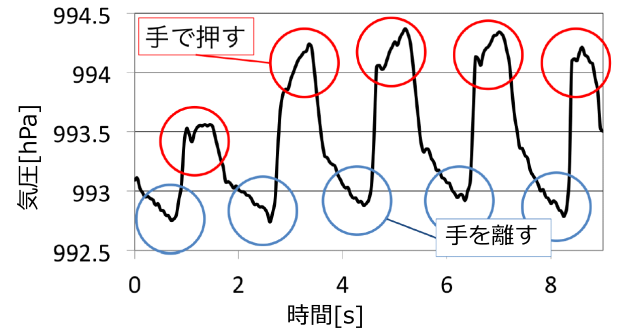


図 7 密閉された袋を変形した際の気圧値の時系列変化

Fig. 7 Time-series changes in barometer when transforming a sealed bag.

手に持ち腕振りをともなった歩行以外は変動しないと想定していた。しかし服のポケットや身体に装着する密閉型のケースにセンサを収めた場合には気圧の変動がみられた。これは歩行の動作によりポケットやケースが変形し、内部の気圧が変動したからであると考えられる。センサを収めたポケットやケースが変形した際に気圧値がどのように変化するか検証するためポリエチレン製の袋にセンサを収め、袋を変形させて気圧値がどのように変化するか検証を行った。

図 6 のように密閉された袋にセンサを収め、袋を変形させた際の気圧値を図 7 に表す。このように手で押して袋が圧縮された際に気圧値は上昇し、手を離すと気圧値は下降する。これは密閉型ケースにセンサを収めた場合にも同様の現象が起きる。実際に図 8 のようにセンサを密閉型のケースに収めて腰部後方に装着し歩行した際の気圧値を図 9 に示す。図 9 のデータには実際にステップを行った箇所に正解ラベルを付与している。このようにステップの正解ラベルが付与されている箇所は極大値が発生している。これは片足を出した際、腰に巻いたバンドが引っ張られてケースが収縮し、圧力がかかり気圧値が上昇したと考えられる。そして足を後ろに戻した際には元の形に戻るため極小値を表し、また片足を出した際には極大値が発生する。このようにセンサを密閉型のケースに収めて歩行した際にはステップ成分が発生し、この値を利用してステップの認識が可能となる。

また図 10 のように開封された袋にセンサを収め、袋を変形させた際の気圧値を図 11 に表す。開封された袋にお



(a) 前方 (b) 後方

図 8 密閉型ケースにスマートフォンを収め腰に装着

Fig. 8 A scene of the smartphone in a sealed case and worn on the waist.

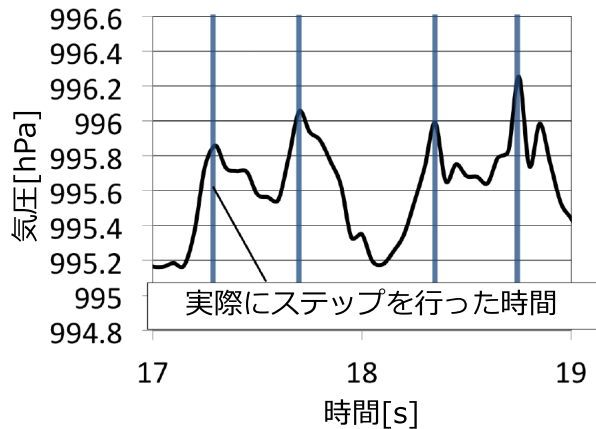


図 9 密閉型ケースを装着して平面歩行した際の気圧値の時系列変化  
Fig. 9 Time-series changes in barometer while walking on a flat surface with a sealed case.



図 12 ポケットにスマートフォンを収める様子  
Fig. 12 A scene of a smartphone in a pocket.

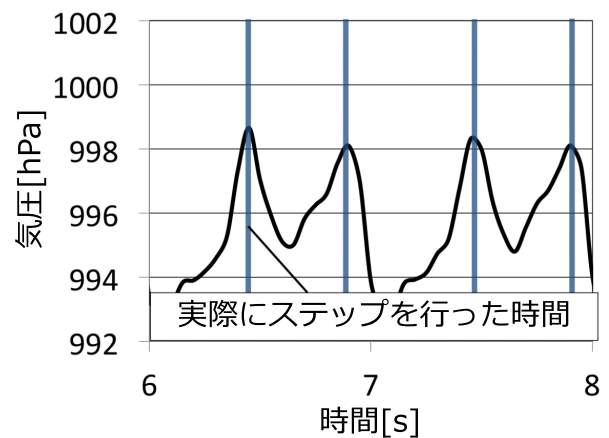
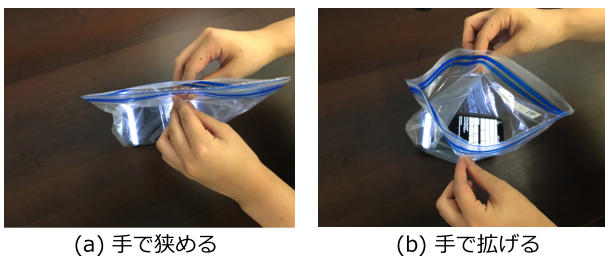


図 13 ポケットにスマートフォンを収めて歩行した際の気圧値の時系列変化

Fig. 13 Time-series changes in barometer while walking with a smartphone in a pocket.



(a) 手で狭める (b) 手で広げる

図 10 開封された袋を変形

Fig. 10 Transforming a opened bag.

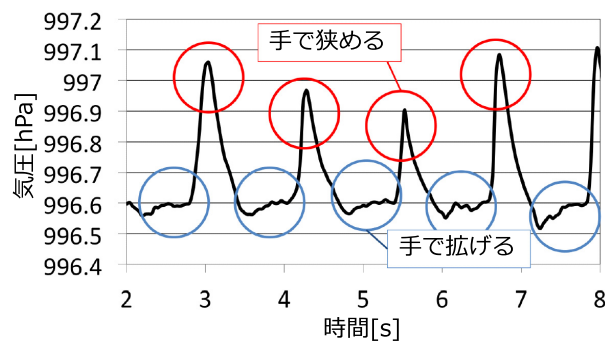


図 11 開封された袋を変形した際の気圧値の時系列変化

Fig. 11 Time-series changes in barometer when transforming a opened bag.

いても気圧値の変動がみられる。開封されている状態でも、袋の変形にもなって袋の空気が入りし、その影響が気圧センサの値に反映されていると考えられる。ズボンのポケットのように開放された箇所にセンサを収めた場合にも同様の現象が起きる。実際に図 12 のようにセンサをズボンのポケットに収め歩行した際の気圧値を図 13 に示す。このようにステップの正解ラベルが付与されている箇所は極大値が発生している。これは片足を前に出した際にズボンのポケットは収縮するため気圧値が増大し極値が現れ、足と胴体が一直線に並んだ際にポケットの形は元にもどるため気圧値が減少し極値が現れる。そしてもう片方の足を前に出した際にもポケットが収縮して極大値が現れる。このようにセンサをポケットに収めて歩行した際にもステップ成分が発生し、この値を利用してステップの認識が可能となる。

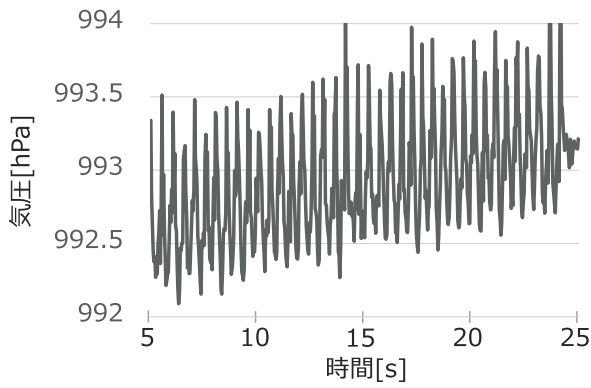


図 14 階段降下における気圧値の時系列変化

Fig. 14 Time series of barometer during stair descent.

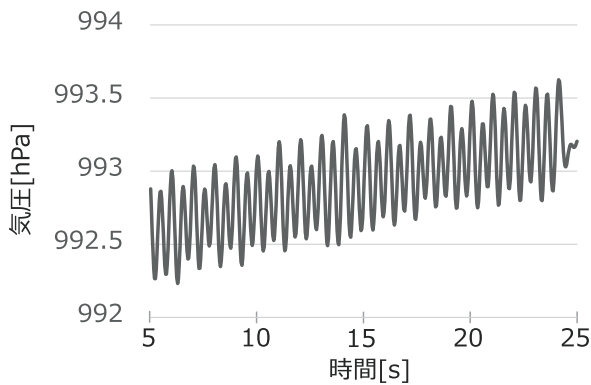


図 15 遮断周波数 10Hz のローパスフィルタをかけてノイズ除去

Fig. 15 Noise reduction by applying a low-pass filter with a cutoff frequency of 10 Hz.

### 3.3 気圧センシングデータからのステップ成分の抽出

気圧センシングデータには、センサノイズ、ステップ成分、高さ成分の 3 種類が含まれている。ノイズ除去、高さ成分とステップ成分の分離にはデジタルフィルタを利用する。具体的な処理は以下のとおりである。図 14 はセンサをケースに収めて腰部後方に装着し階段を降下した際の気圧値である。このように歩行者が下方向に移動する際には気圧値は全体的には増加傾向になる。ここでは 10 Hz よりも上の成分をノイズと見なし、まず遮断周波数 10 Hz のローパスフィルタをかけノイズ除去を行う (図 15)。ステップ成分は 1~2 Hz の周期で発生し、高さ成分はステップ成分よりも低い周期で発生する。そこで、ノイズ除去データ (図 15) に対して遮断周波数 1 Hz のローパスフィルタをかけて高さ成分を抽出する (図 16)。さらに、ノイズ除去データから高さ成分を減算し、ステップ成分 (図 17) を抽出する。

歩行者が平面を歩行している場合と上下方向の移動を含む歩行をしている場合では活動量が異なるため歩行者の運動量推定には歩数と高さが必要である。図 17 において抽出したステップ成分から歩数を推定し、図 16 において抽出した高さ成分から高さ移動を推定すれば、気圧センサのみを用いた歩行者の活動量測定の実現が期待できる。

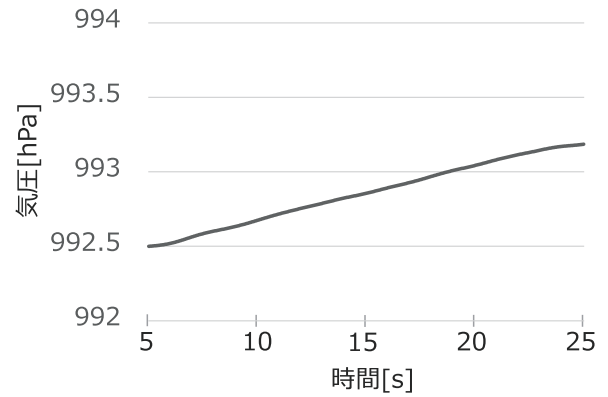


図 16 ノイズ除去データに対し遮断周波数 1 Hz のローパスフィルタをかけて高さ変化成分を抽出

Fig. 16 A low-pass filter with a cutoff frequency of 1 Hz is applied to the noise reduction data to extract the height change component.

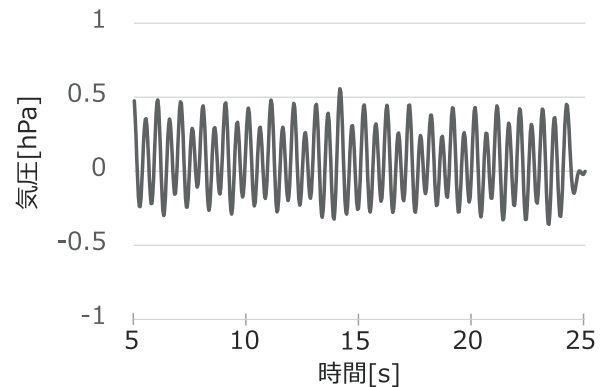


図 17 ノイズ除去データから高さ変化成分を減算してステップ成分を抽出

Fig. 17 Subtract the height change component from the noise reduction data and extract the step component.

### 3.4 ステップ成分を利用したステップ認識手法

まず腕振り歩行時に発生するステップ成分について観察する (図 18)。腕振りは歩行者が 2 歩進む間に 1 往復し、片足を出した際に腕が振られ高度が上昇して気圧値は極小値をとり、もう一方の足を出した際に腕が振り下ろされ高度が下降して気圧値の極大値をとる。つまり極大値と極小値がそれぞれステップの候補となる。

次にセンサをポケットやケースに収めて歩行した場合のステップ成分について観察する (図 19)。この場合は、1 歩の間にポケットやケースが変形するため極大値と極小値が 1 つずつ出現する。つまり極大値がステップの候補となる。

ステップの候補となる極大値・極小値の検出は以下のアルゴリズムによって行う。ステップ成分に対して、連続する 3 つの値である  $p(t-1)$ ,  $p(t)$ ,  $p(t+1)$  を前方から順次比較していく。  $p(t-1) < p(t)$  であり、かつ  $p(t) > p(t+1)$  となる場合、時刻  $t$  における値  $p(t)$  を極大値と見なす。また、  $p(t-1) > p(t)$  であり、かつ  $p(t) < p(t+1)$  となる場合の、時刻  $t$  における値  $p(t)$  を極小値と見なす。



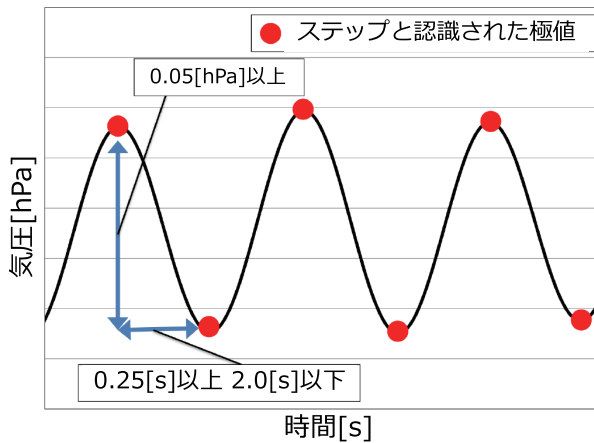


図 18 スマートフォンを手に保持した際のステップ認識手法  
**Fig. 18** Step recognition method for holding a smartphone in hand.

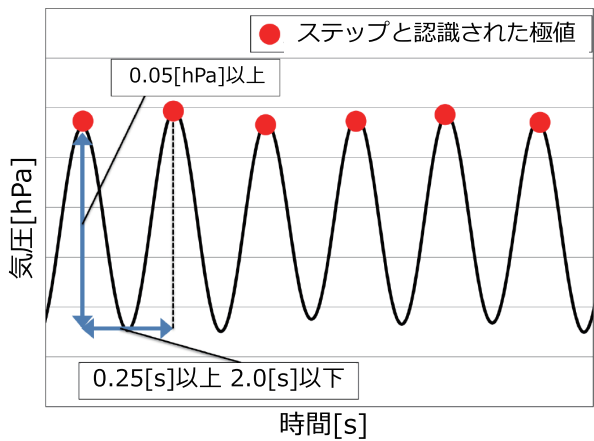


図 19 スマートフォンをポケットやケースに収めた際のステップ認識手法  
**Fig. 19** Step recognition method for smart phones in pockets and cases.

上記で得られた極大値・極小値を用いて、時間と気圧差の双方に閾値を設定し、ステップらしい箇所を認識する。実世界で取得するデータにおいて、デジタルフィルタを適用させたとしても、図 18 や図 19 に示すような整った波形が必ずしも得られるとは限らない。そのため、単純に極大値と極小値をすべてステップと見なす方法では誤認識の可能性がある。

スマートフォンを手に保持した際のステップ認識アルゴリズムを以下に示す。前方より順に、2つの連続する極値  $l$  と  $m$  を取り出し、極値  $m$  がステップであるかどうかを判定する。 $l$  と  $m$  の気圧差が閾値以上であり、かつ時間閾値の範囲以内であれば極値  $m$  をステップと見なす。ここで、時間閾値は 0.25 s 以上、2 s 以下、気圧差の閾値は 0.05 hPa として体験的に設定する。閾値範囲外の場合には極値  $m$  はステップとは見なさない。次に注目点を極値  $m$  の次に現れる極値  $n$  に移し、極値  $m$  と極値  $n$  について同様の閾値処理を行い、極値  $n$  がステップであるかを判定する。以降

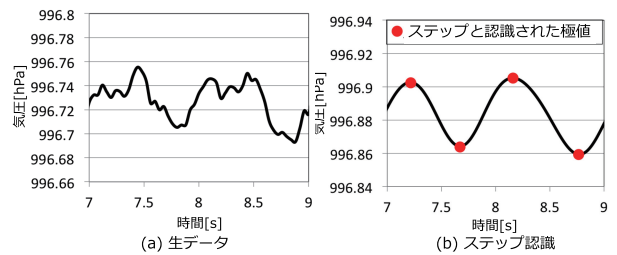


図 20 スマートフォンを手に持ち歩いた際の気圧時系列変化からステップ認識

**Fig. 20** Step recognition from pressure time series changes when walking with a smartphone in hand.

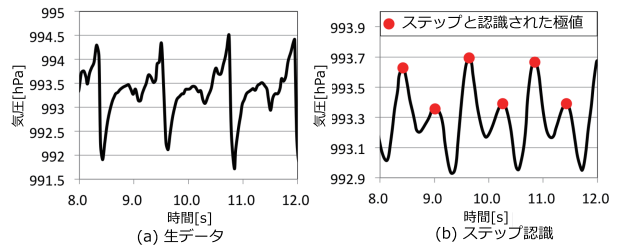


図 21 スマートフォンをポケットに収めて歩いた際の気圧時系列変化からステップ認識

**Fig. 21** Step recognition from pressure time series changes when walking with the smartphone in pocket.

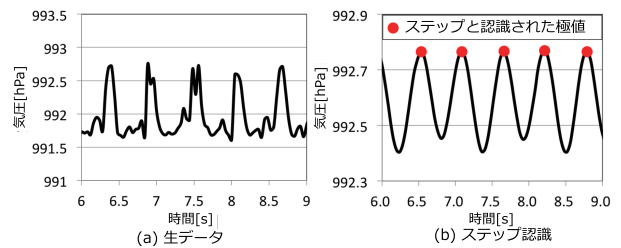


図 22 スマートフォンをケースに収めて歩いた際の気圧時系列変化からステップ認識

**Fig. 22** Step recognition from pressure time series changes when walking with a smartphone in a case.

同様の処理を繰り返していく。

次にセンサをポケットやケースに収めて歩いた場合のステップ認識アルゴリズムを以下に示す。前方より順に、3つの連続する極大値  $l$ 、極小値  $m$ 、極大値  $n$  を取り出し、極大値  $n$  がステップであるかどうかを判定する。極大値  $l$  と極小値  $m$ 、極小値  $m$  と極大値  $n$  の気圧差のいずれかが閾値以上であり、かつ極大値  $l$  と極大値  $n$  の間の時間が時間閾値の範囲以内であれば極値  $n$  をステップと見なす。時間閾値と気圧差の閾値は、スマートフォンを手に保持した際のステップ認識における閾値と同じものを使用する。閾値範囲外の場合には極値  $n$  はステップとは見なさない。次に注目点を極大値  $n$  の次に現れる極大値  $p$  に移し、連続して現れる極大値  $n$ 、極小値  $o$ 、極大値  $p$  について同様の閾値処理を行い、極大値  $p$  がステップであるかを判定する。以降同様の処理を繰り返していく。

図 20、図 21、図 22 は、それぞれにセンサを手に持ち

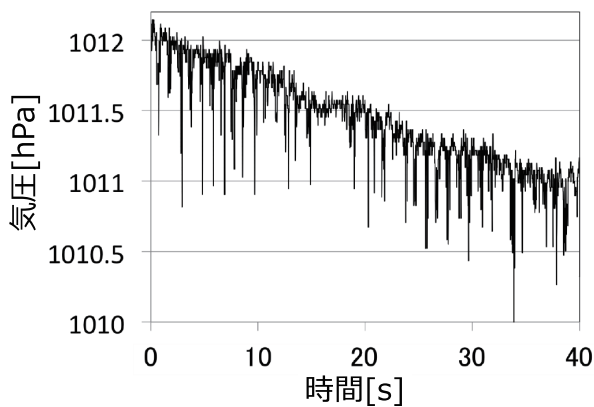


図 23 Nexus4 を用いてセンシングした階段歩行時の気圧データ  
Fig. 23 Air pressure data of walking on stairs using Nexus4.

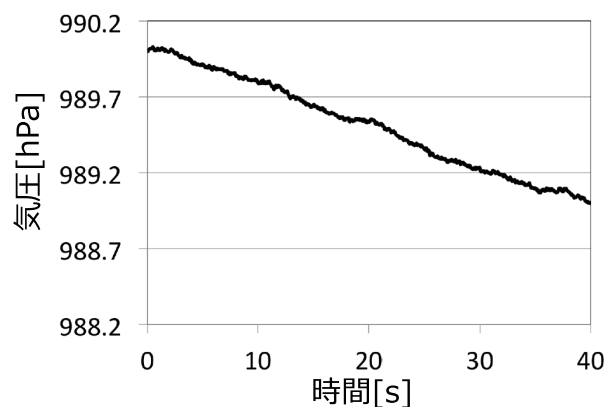


図 24 Pixel3 を用いてセンシングした階段歩行時の気圧データ  
Fig. 24 Air pressure data of walking on stairs using Pixel3.

意識的な腕振りをした際、センサをポケットに収めた際、センサを腰に装着したケースに収めた際、における気圧センサの生データとステップ認識結果である。これらの例ではいずれも正確にステップ認識に成功しているのが分かる。

### 3.5 気圧センサの精度向上によるステップ成分顕在化

気圧センサはスパイクノイズが頻発するため、従来ではフロア間移動の推定といった長い周期で発生する行動認識に用いられていた。しかし近年のセンサでは性能向上によりこのようなスパイクノイズが抑えられ、本稿で述べるステップ認識が可能になったと考えられる。

図 23 は 2012 年に LG エレクトロニクスと Google によって共同開発された Nexus4 を用いてセンシングした階段歩行時の気圧データである。腰のスマホホルダに装着して階段を歩行したデータであるため、ステップ成分が含まれている [12]。図 24 は 2018 年に Google によって開発された Pixel3 を用いてセンシングした階段歩行時の気圧データである。ただし、図 24 ではノイズ成分に着目するため、ステップ成分が混在しないように手に保持して階段歩行を行った。図 23 ではスパイクノイズが頻発しており、図 24 ではスパイクノイズが発生していない。しかしどちらのデ

バイスにおいても階段歩行に応じた気圧値の変動がみられる。したがってフロア間移動の推定は可能だと考えられるが、Nexus4 ではステップの推定といった短い周期で発生する行動認識は困難だと考えられる。したがって Pixel3 のようにセンサ性能の向上により、本稿で述べるステップ認識手法が可能になったと考えられる。

## 4. 評価実験

本稿で提案した気圧センサを用いたステップ認識手法の精度検証のため歩数推定実験を行った。比較項目として、使用センサ、経路の種類、装着位置、被験者による違いを検証した。

### 4.1 実験設定

実験環境として平面を歩行する経路 (Flat)、坂を歩行する経路 (Slope)、階段を歩行する経路 (Stair) の 3 経路を設定した。平面を歩行する経路として地面に傾きのない屋外で直進する経路を設定した。坂を歩行する経路では、坂の途中から歩行開始し坂の途中で歩行を終了する。階段を歩行する経路は途中で踊り場を 1 つ含む直線階段を歩行し、階段の初めで歩行を開始し、階段の終わりで歩行を終了する。坂と階段を歩行する経路では上りと下りで 1 往復とした。センサ装着位置としては手に持ち意識的に腕振りをした場合 (Hand)、ケースに収めて腰部後方に装着した場合 (Holder)、ズボンのポケットに収めた場合 (Pocket)、の 3 パターンを設定した。Hand のために、腕の振りの高さ変化が約 50 cm 程度になるような意識的な腕振りを教示した。スマートフォンは Google Pixel3 を使用する。またセンサは図 8 と同様、ケースに収めて腰部後方に装着する。ここでは、3 つのスマートフォンを被験者に装着し、同時にデータ収集を行っている。

平面を直進する経路、坂を直進する経路、階段を直進する経路の 3 経路において 20~24 歳の男女計 10 人が歩行し、各経路を 5 往復する。歩行距離を指定するのではなく歩数を指定し、その歩数は片道 40 歩と設定した。歩行の前後には 5 秒間以上の静止区間を設け、往復のために 180 度向きを変えるといた動きは含めない。1 経路を 5 往復したときの歩数は 400 歩となる。

本研究で使用した実験データ量は他の歩行推定研究とおおむね同程度である。他の歩行者位置推定や歩数推定研究との実験データ量の比較を表 1 に示す。本研究の評価実験では歩数を基準にしているため、単位を揃えるため 1 歩を 0.7m として、1 往復分の歩数 80 歩を 56m に換算して評価実験データの総距離を算出している。また、文献 [2] では試行回数が 16 から 26 回となっていたことから、平均値である 21 回として計算している。



表 1 実験データ量比較

Table 1 Comparison of the amount of experimental data.

	経路 長 [m]	被験者 数 [人]	試行 回数	経路 種類	総距離 [m]
文献 [2]	40	16	16-26	1	約 13,440
文献 [3]	86	6	15	1	約 7,740
本研究	56	10	5	3	約 8,400

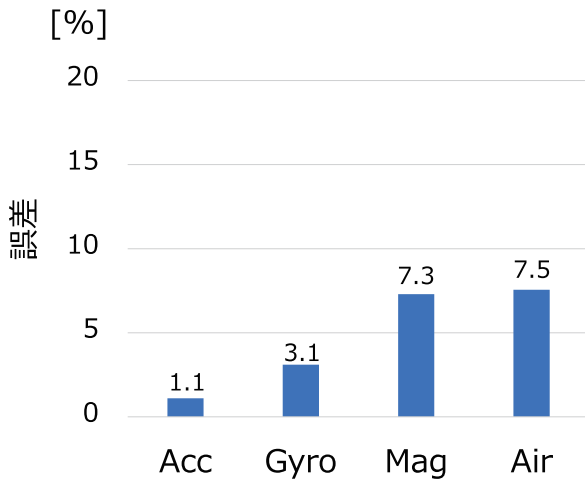


図 25 センサの種類ごとのステップ認識精度

Fig. 25 Step recognition accuracy by sensor type.

#### 4.2 実験結果

先行研究である加速度 (Acc)・角速度 (Gyro)・磁気 (Mag) によるセンサによるステップ認識精度と提案手法 (Air) の比較を図 25 に示す。加速度によるステップ認識は閾値ベースの単純な手法である。角速度・磁気によるステップ認識では、腰の回転をとらえるためにセンサの水平成分を利用した手法である。加速度 (Acc)・角速度 (Gyro)・磁気 (Mag) の精度の数値については文献 [1] における検証精度結果をそのまま提示している。ここでは各歩行データについて推定歩数と正解歩数の差の絶対値を求め、差の絶対値の総計が正解歩数の総計に占める割合として誤差を算出している。気圧センサの推定誤差は 7.5%程度であった。日本における歩数計精度の基準が 3%であり [13]、それには至らなかったが、磁気センサによるステップ認識と同等程度の精度でのステップ認識が可能であると示された。

経路ごとのステップ認識精度を図 26 に示す。階段の際の誤差が他と比べて大きくなっているのが分かる。Slope と Stair について上りと下りのステップ認識精度を図 27 に示す。Slope では上りと下りに精度の差はみられなかったが、階段では下りの方が精度が低い結果となった。階段の下りにおいては上りと比較して足を高く上げる必要がなく、そのため気圧値があまり変化しなくなってしまうのが原因ではないかと考える。また、図 26 より、Slope における誤差が Flat を下回っている結果となった。図 27 では、Slope の上りと下りの誤差は同程度であり、いずれも Flat

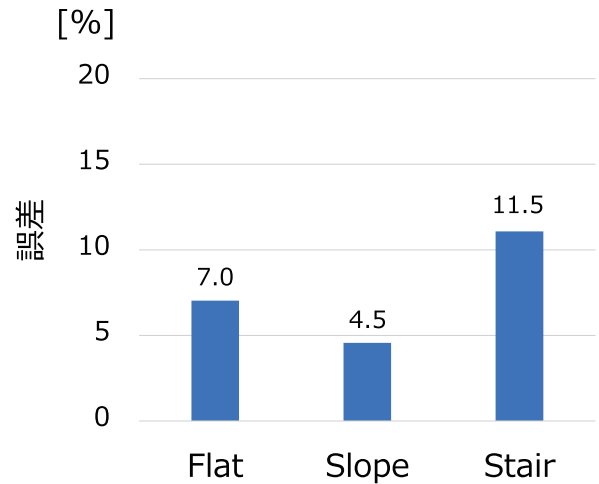


図 26 経路ごとのステップ認識精度

Fig. 26 Step recognition accuracy for route.

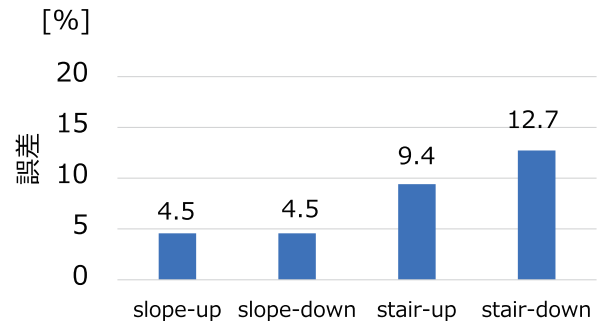


図 27 上りと下りのステップ認識精度

Fig. 27 Step recognition accuracy for ascent and descent.

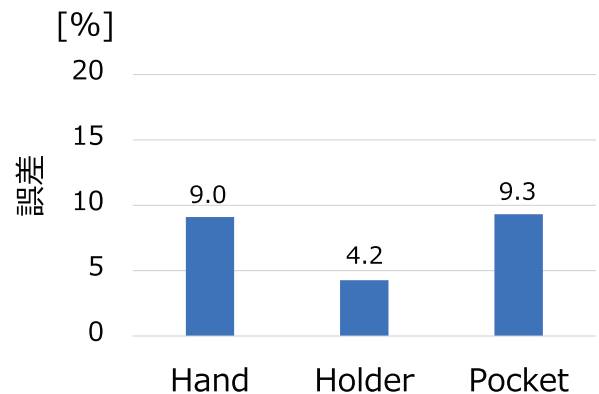


図 28 装着位置ごとのステップ認識精度

Fig. 28 Step recognition accuracy for holding position.

の誤差を下回る結果となった。平地よりも坂道のほうが精度が良いという理由について、今回はもっともらしい理由付けをするには至らなかった。本件のより詳細な検討と考察は今後の課題とする。

提案手法によって 3 通りの装着方法のそれぞれにおいてどの程度の誤差でステップを認識可能か明らかにするため、装着位置ごとのステップ認識精度を図 28 に示す。スマホケースに装着した場合が最も誤差が少なくなっている。提案手法によって最も高い精度を期待できるのはスマホケー

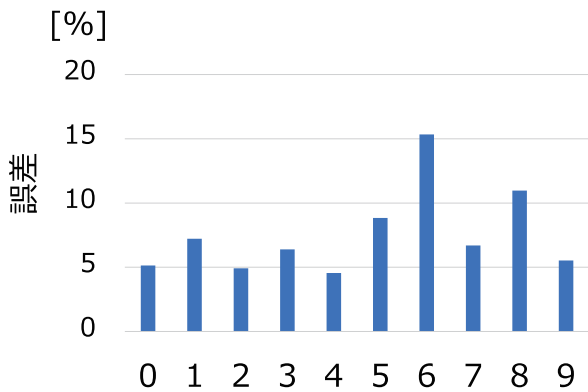


図 29 被験者ごとのステップ認識精度

Fig. 29 Step recognition accuracy per subject.

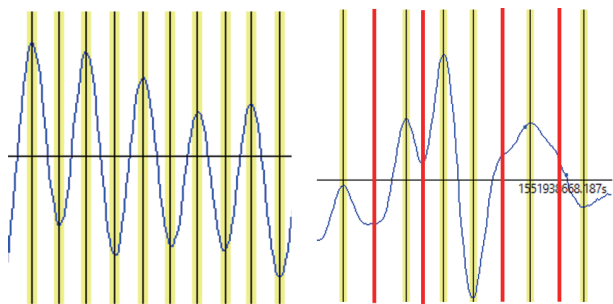


図 30 ステップ認識の個人差 (左: 認識精度の高い被験者, 右: 認識精度の低い被験者) (黄色ラベル: 認識成功, 赤色ラベル: 認識失敗)

Fig. 30 Individual differences in step recognition (Left: high recognition accuracy, Right: low recognition accuracy) (Yellow label: recognition success, Red label: recognition failure).

スに装着した場合といえる。

被験者ごとのステップ認識精度を図 29 に示す。一部の被験者 (被験者 6, 8) は誤差 10% を超えてしまっている。歩行の個人差の形態によっては気圧センサに極値が現れなくなる場合もあることが分かった。図 30 は最も精度が高かった 4 番目の被験者 (左) と、最も認識精度が低かった 6 番目の被験者 (右) の Hand・Slope のステップ成分の波形とステップタイミングのラベルの一部である。図左ではステップに応じて波が周期的に現れているのに対して、図右ではところどころステップのタイミングで極値が現れおらずステップとして認識できていないのが分かる。

## 5. おわりに

本稿では気圧センサを利用したステップ認識を目的とし、歩行時に気圧値が変動する装着位置に着目しステップ認識を行う手法を述べた。評価実験によって得られた推定誤差は 7.5% であった。日本における歩数計基準の推定誤差は 3% 以内 [13] という基準は達成できなかったが、ある程度の精度でステップ認識が可能であると示された。提案手法は、信号処理としてはデジタルフィルタ、極大値極小

値の発見、閾値処理、といった単純なものである。本研究の貢献は気圧センサを用いてステップ認識が可能である、と示した点にある。加速度センサはスマホ搭載センサの中で最もステップ認識に適したセンサといえるが、気圧センサによるステップ認識も加速度には及ばないもののそれなりの精度で実現可能と示せたため、独自の行動認識デバイスを構築する際に搭載するセンサ選定に役立てられるのではないかと考える。

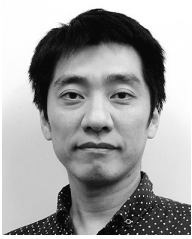
今後は、気圧センサを単独で使用して歩行者の活動量を計測するアプリケーション (図 1(c)) の実装を行う。また、気圧から得たステップ情報と高さ情報、磁気から得た進行方向情報と残留磁気情報の組合せによる、3次元 PDR と磁気 Fingerprint を融合させたハイブリッド測位手法 (図 1(d)) の実現にむけ研究を進める予定である。

## 参考文献

- [1] 磯村奎介, 梶 克彦: 角速度と磁気センサを単独で用いたステップ認識手法, 情報処理学会研究報告, 2018-MBL-87(4), pp.1–8 (2018).
- [2] 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).
- [3] 興正元克, 大隈隆史, 蔵田武志: 歩行者ナビのための自蔵センサモジュールを用いた屋内測位システムとその評価, シンポジウム「モバイル 08」, pp.151–156 (2008).
- [4] Ban, R., Kaji, K., Hiroki, K. and Kawaguchi, K.: Indoor Positioning Method Integrating Pedestrian Dead Reckoning with Magnetic Field and Wi Fingerprints, *Proc. 8th International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU)*, pp.169–174 (2015).
- [5] Kaji, K. and Kawaguchi, N.: Estimating 3D Pedestrian Trajectories using Stability of Sensing Signal, *Proc. 7th International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN2016)* (2016).
- [6] Murray, M.P., Sepic, S.B., Gardner, G.M. and Downs, W.J.: Walking Patterns of Men with Parkinsonism, *American Journal of Physical Medicine*, Vol.57, No.8, pp.278–94 (1978).
- [7] Ayabe, M., Aoki, J., Ishii, K., Takayama, K. and Tanaka, H.: Pedometer Accuracy During Stair Climbing and Bench Stepping Exercises, *Journal of Sports Science and Medicine*, Vol.7, pp.249–254 (2008).
- [8] Watanabe, T., Kamisaka, D., Muramatsu, S. and Yokoyama, H.: At Which Station Am I?: Identifying Subway Stations Using Only a Pressure Sensor, *Proc. 16th International Symposium on Wearable Computers (ISWC)* (2012).
- [9] Masse, F., Gonzenbach, R.R., Arami, A., Paraschiv-Ionescu, A., Luft, A.R. and Aminian, K.: Improving Activity Recognition using a Wearable Barometric Pressure Sensor in Mobility-Impaired Stroke Patients, *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, Vol.12, No.72 (2015).
- [10] Wu, M., Pathak, P.H. and Mohapatra, P.: Monitoring Building Door Events using Barometer Sensor in Smartphones, *Proc. 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, pp.319–323 (2015).
- [11] Koo, H.M. and Lee, S.Y.: Gait Analysis on the Con-

dition of Arm Swing in Healthy Young Adults, *Physical Therapy Rehabilitation Science*, Vol.5, No.3, pp.149–154 (2016).

- [12] Kaji, K., Watanabe, H., Ban, R. and Kawaguchi, N.: HASC-IPSC: Indoor Pedestrian Sensing Corpus with a Balance of Gender and Age for Indoor Positioning and Floor-plan Generation Researches, *International Workshop on Human Activity Sensing Corpus and Its Application (HASCA2013)*, pp.605–610 (2013).
- [13] 日本工業規格：歩数計，JIS-S-7200 (1993).



梶 克彦 (正会員)

2002年名古屋大学工学部電気電子工学科卒業。2007年同大学大学院情報科学研究科博士課程修了。博士(情報科学)。NTTコミュニケーション科学基礎研究所リサーチアソシエイト，名古屋大学大学院工学研究科助教を経て，

2015年より愛知工業大学情報科学部准教授。屋内位置推定，遠隔コミュニケーション支援の研究に従事。



磯村 奎介

2017年愛知工業大学情報科学部卒業，2019年同大学大学院経営情報科学研究科修士課程修了。行動センシング・屋内位置推定の研究に従事。



高井 飛翔

2016年愛知工業大学情報科学部入学。行動センシング・屋内位置推定の研究に従事。