

コンシューマ・デバイス論文

センサ装着杖を介した歩行動作検出手法の提案

高橋 雄太^{1,a)} 音田 恭宏¹ 藤本 まなと¹ 荒川 豊^{1,2}

受付日 2017年9月30日, 採録日 2018年2月14日

概要: 老後を健康に過ごすうえで、歩行能力は非常に重要である。そのため、歩行能力を改善あるいは維持するためのリハビリテーションがケアの一環としてよく行われている。しかしながら、超高齢化社会が進むと、ケアワーカー不足によって、このようなリハビリテーションが十分に受けられなくなる可能性が高い。そこで、センサを用いて、日常の歩行から歩行能力の評価を行うことができれば、歩行能力の低下の検知、歩行能力の改善度の把握、効果的なリハビリテーション計画が可能となると考えている。歩行能力の評価では、ウェアラブル機器を用いることも考えられたが、ヒアリングの結果、高齢者は機器の装着を好まないことが分かったため、我々は、杖に注目した。本研究では、杖を使い、歩行リハビリテーションを行っている高齢者の歩行能力を計測、評価可能なシステムを提案する。本提案システムの特徴は、歩行者ではなく、杖にセンサを取り付け、杖の動きから、歩行者の歩行状態を推定する点である。試作したセンサを用いて、実際の杖利用者の歩行データを用い、加速度センサの変化に基づく歩行検知アルゴリズムと、重回帰モデルに基づく歩行距離推定アルゴリズムを提案する。そして、高齢者、片麻痺患者、健常者を含む16名に協力いただいた実験の結果、提案システムは95.56%の精度で健常者の歩行を検出するとともに、88.06%の精度ですべての実験協力者の歩行距離を推定可能であることを明らかにした。

キーワード: 歩行動作検出, 歩行距離推定, センサ装着杖

Walking Activity Detection Through a Cane Attached Sensor

YUTA TAKAHASHI^{1,a)} YASUHIRO OTODA¹ MANATO FUJIMOTO¹ YUTAKA ARAKAWA^{1,2}

Received: September 30, 2017, Accepted: February 14, 2018

Abstract: Walking ability is one of the most important skills for human beings to live healthy in old age. Various rehabilitation programs are provided by care-workers to keep or improve walking ability. However, in a super-aging society, it is likely to be difficult to provide adequate rehabilitation program individually because of a shortage of care workers. In this paper, we propose the system that can measure and evaluate the walking ability of a senior person who is using a cane and doing rehabilitation. We developed a prototype sensor that can attach to various types of a cane because most of the seniors do not want to wear any sensors on the body. The challenging point of this system is the algorithm to measure a person's walking ability through the movement of the cane. We collected various walking data from actual elders and developed a method to detect steps from the variation of the accelerometer sensor values. Also, we propose a method to estimate a walking distance by using the multiple regression model. Through the evaluation of 16 participants including elderly, a hemiplegic patient, and non-handicapped persons, we confirm that our system can detect a walking activity with 95.56% for non-handicapped persons and measure the walking distance with 88.06% accuracy for all participants.

Keywords: walking activity detection, walking distance estimation, cane attached sensor

¹ 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology, Ikoma, Nara 630-0192, Japan

² JST さきがけ
JST PRESTO, Kawaguchi, Saitama 332-0012, Japan

^{a)} takahashi.yuta.to2@is.naist.jp

1. はじめに

リハビリテーション(以下、リハビリ)において、歩行能力を評価することは、高齢者や片麻痺患者のようなリハビリ患者の容体を把握するとともに、訓練やアドバイスの指

針を決めるために重要である。また、リハビリによる効果を評価することは、方針の正しさやリハビリ患者の回復を把握するために必要である。超高齢化社会の到来により、今後、維持期リハビリが必要な患者が増えることが予測される。維持期リハビリは、リハビリにおいて運動器やADL (Activities Daily of Living) の維持と向上を行うフェーズであり、リハビリ患者は通所か訪問によって支援を受ける。しかしながら、維持期リハビリでは、通院時に比べ、人員不足が原因で個別のリハビリの計画や対応が十分に行えていないことが問題としてあげられている [1]。これにより、歩行能力やリハビリの効果の評価が十分に行えず、結果として、ADL の低下を引き起こしてしまう。歩行能力が低下することは、日常生活において交通事故や転倒を引き起こしてしまう大きな要因となり、最悪の場合では死につながることもある。

リハビリ患者の歩容は、医師や理学療法士のようなリハビリ支援者による目視での観察で、安定性、前進能力、柔軟性に基づいて評価される [2]。この評価方法は経験や勘に基づく主観的な評価であるため、近年では、装置を用いた歩行の定量的な評価手法が提案されている [3]。

一方、歩容だけではなく、歩行の実用性についての評価も行われている。歩行の実用性とは、日常生活を送るのに必要な歩行能力のことであり、長時間の歩行や日常生活において必要な歩行速度も評価の対象となる。評価の方法としては、10m 歩行テスト [4], [5], 6 分間歩行テスト [4], TUG (Timed Up and Go) [5], [6], SWWT (Stops walking when talking) [7], FAC (Functional Ambulation Categories) [8], 実用的歩行能力分類 [4] などがある。これらの評価方法によって、歩行の耐久性・速度、バランス、認知能力の評価が可能であるが、テストにおける被歩行評価者の転倒のリスク、人手不足によるリハビリ支援者の業務の負担の増大、環境構築が難しいなどの理由によりテストを定期的に行うことは簡単ではない。

近年では、センサ技術の発展により人の行動を常時センシングすることが容易となっている。そこで筆者らは、リハビリ患者の日常の歩行をセンシング・評価することで歩行の実用性を評価するデバイスとシステムの開発を進めている。日常の歩行をロギングするツールとして、万歩計が使用されてきたが、保持するデータが少なく歩行状態の詳細な分析が行えない。そのため、センシングにより詳細な歩行データを収集し、分析することで、多角的な歩行評価を期待できる。歩行の実用性を評価するうえで一番の問題となるのは、テストに時間がかかることであり、日常の歩行をセンシングすることで、リハビリ支援者の業務負担を減らすことができる。また、リハビリ患者の歩行能力を把握することができ、効果的なリハビリ支援につなげることができる。

歩行のセンシングを行う際にはスマートフォンがよく使

用されている。スマートフォンのほとんどに加速度・ジャイロセンサが搭載されており、高性能な演算能力を持っているため、歩行の検出と分析が容易である。しかし、本研究でスマートフォンを使用するのは難しいと考えている。理由として、これまで筆者らはリハビリに特化した介護施設と協力し、リハビリ患者の行動を名札型センサデバイスにより認識することで、リハビリ患者の1日の活動を記録する業務の負担を減らす研究を行ってきた [9], [10]。この研究過程において、リハビリ患者がスマートフォンを所持することがほとんどないことが分かっている。さらに、スマートフォンは移動中に常時所持しているとは限らず、また、所持する位置も人によって異なるためセンサデータの処理が難しい。そのため、本研究も同様にスマートフォン以外のデバイスを用いてセンシングを行うこととする。

スマートフォン以外のセンサデバイスを利用するとして、次にセンサデバイスの装着位置が重要となる。

腰、メガネなどにセンサデバイスを装着することが考えられるが、長期的に使用することを考えると非接触型であるセンサデバイスの方がリハビリ患者への負担が少ない。靴やインソールなどの足回りにセンサを取り付けセンシングする例はすでにいくつかある [11], [12], [13] が、実用性が低いと考える。理由としては、靴にセンサを装着した場合、外部のものとの接触や振動よりデバイスが外れる可能性が高いこと、インソール型のセンサデバイスの場合、充電のようなメンテナンスコストが高いこと、両方においては、センサデバイスが両足分必要となり高コストになることや片足が動かない患者の歩行量のセンシングが難しいことがあげられる。

そこで我々は福祉器具である杖にセンサデバイスを取り付けることを考えた。移動手段として歩行を用いているリハビリ患者は日常の移動において杖を使用することが多く、要介護者の69.6%が杖を所有している [14]。杖の使用者は歩行が不安定なため、杖なしで歩行可能な人に比べると歩行評価の重要性が高い。杖にセンサデバイスを取り付ければ、人体へは非接触であるため、デバイスの圧迫感がなく利用者への負担が少ない。また、身体の動きや足の運び方ではなく、杖の運び方のみをセンシングするため、片麻痺患者などの非対称な歩行を行う人の歩行の検出が容易となる。さらに、センサデバイスを組み込み型ではなく装着型にすることで、1点杖、4点杖、松葉杖などの様々な種類の杖にも適用でき、実用性が高く、杖を使用するすべての人に利用してもらうことができる。

本研究の目標は、杖にセンサデバイスを取り付けて日常の歩行動作のセンシングを行い、リハビリ患者の歩行の実用性を評価するシステムを構築することである。杖に装着したセンサデバイスで歩行をセンシングするには、歩行状態を検出するアルゴリズムが必要となる。そして、歩行の実用性を評価するには、歩行速度を計測する必要があり、

歩行速度の算出には歩行距離を計測できなければならない。本研究では、リハビリ施設で実際のリハビリ患者の歩行データを収集・分析し、センサデバイス内で歩行動作を検出できるアルゴリズムを構築した。そして、歩行距離を推定する重回帰モデルを構築し、歩行動作の検出精度と歩行距離の推定精度の評価を行った。その結果、歩行動作の検出率は95.56%で、歩行距離の推定精度は88.06%となった。この結果から、杖に装着したセンサデバイスにより歩行動作を十分な精度で認識できることを示した。

本論文は、以下の7章で構成される。2章では、日常の歩行センシングによるリハビリ支援について述べ、3章で杖装着型センサデバイスについて述べる。4章で提案手法である杖の動作に基づく歩行動作検出について説明し、5章で提案手法の有効性を示すための評価実験について述べる。6章で関連研究について述べ、最後に7章で本論文の結論および今後の予定をまとめる。

2. 日常の歩行センシングによるリハビリ支援

本研究では、日常の歩行をセンシングし、分析することでリハビリ患者の歩行の実用性を把握し、リハビリ支援に役立てることを目標としている。図1に提案する歩行センシングの流れを示す。

① 歩行のセンシングでは、杖に装着したセンサデバイスによって日常の歩行動作のセンシングを行い、センサデータのロギングを行う。ロギングする歩行データは、データ容量の圧迫やデータの抽出の時間の増加を避けるため、ローデータではなく、杖の一突きごとの動作データから得られる抽出パラメータのみとする。ここでの抽出パラメータとは、杖を振り上げる時間・杖を振り下げる時間・杖を振り上げる角度・杖を振り下げる角度・杖を接地したときのインパクトの強さなどを指す。そして、日常の歩行で収集した歩行データをデバイスの利用者が家に帰宅したり、通院のために福祉施設を訪れたりしたときに、デバイスからロギングした歩行データの収集を行い、サーバに集約す

る。主な利用者である高齢者のスマートフォンの所持率は高くなく、リハビリ患者はスマートフォンをほとんど所持しないため、スマートフォンがなくてもデータの収集ができるこのような仕組みを取り入れている。また、近年ではセンサデバイスを3GやLTEなどのセルラ網へ接続できるが、電力消費が大きいことや利用コストが高いことから本研究では使用しない。

② 収集した歩行データを分析し、リハビリ支援者へ提供するデータを算出する。収集した歩行データというのは、杖を突くたびに得られるパラメータのデータ列であるため、歩行を評価するには、包括的な分析をする必要がある。分析して得られるデータとしては、杖の使用の有無、杖が地面から離れてからもう1度着くまでの時間、歩行距離、歩行速度、継続歩行距離、継続歩行時間があげられる。これらのデータを過去のデータと比較しつつ、可視化を行いリハビリ支援者に提供する。

③ 医師や理学療法士が評価結果を参考に利用者のふだんの歩行状態を把握し、リハビリ支援に活用する。分析したデータから歩行能力がどの程度あるのか、歩行能力が回復、維持、悪化しているのか、悪化している場合はどのような能力が下がっているのかを知ることができる。そして、結果をリハビリ計画に組み込むことで効率的なリハビリ支援につなげることができる。また、利用者に歩行評価の結果をフィードバックすることでリハビリのモチベーション維持につなげることができる。と考える。

本論文では、① 歩行のセンシングと② 歩行データの分析に注力し、センシングに必要なデバイスの要件の定義とデバイスの開発、センシングに必要な歩行検出アルゴリズムを考案し、歩行データの分析として、歩行の実用性の指標を算出できる歩行距離について評価を行う。

3. 杖装着型センサデバイス

本章では、日常歩行センシングを実現するために必要なセンサデバイスの要件と開発したプロトタイプセンサデバイス、本研究で使用したセンサデバイスについて述べる。本研究のアプローチとして、杖にセンサデバイスを取り付けることでリハビリ患者の歩行のセンシングを試みる。既存の歩行のセンシングを行うデバイスとして、スマートフォン、リストバンド型デバイス、靴型デバイスがあるが、デバイスを杖に装着するだけでよい管理がしやすく、人体に非接触であるためデバイスを取り付けていることの圧迫感が少なく、実用性の面において杖でのセンシングは優位である。さらに、片麻痺患者のような非対称な歩行においても身体の動きではなく、杖の動きをセンシングするため、ロバストなセンシングが期待できる。

3.1 センサデバイスの要件

日常歩行センシングに必要なセンサデバイスとして、ま

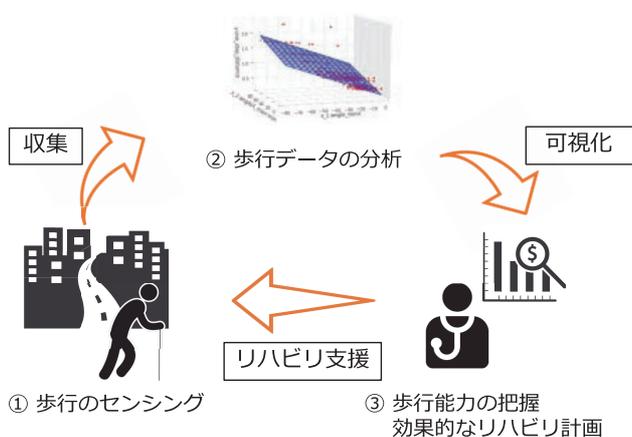


図1 日常の歩行動作センシングの流れ

Fig. 1 Rehabilitation support by sensing walking in daily life.

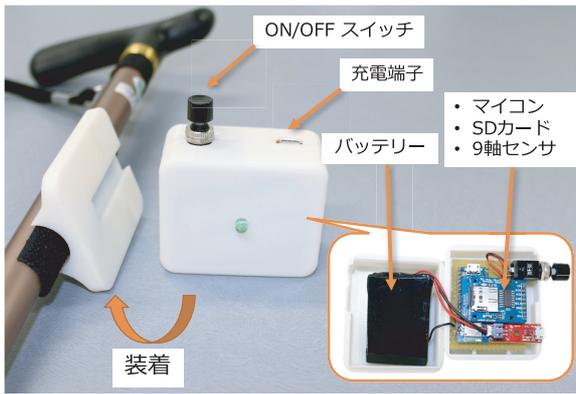


図 2 製作したプロトタイプのカン杖装着型センサデバイス
Fig. 2 Prototype sensor device for attaching cane.

ず、杖に取り付け可能な大きさであり、センシングに必要な加速度・ジャイロセンサが実装されている必要がある。また、歩行中はセンサを動作させる必要があり、電力の消耗が激しい。そのため、使い切りの電池ではなく、充電可能なバッテリー駆動で動作する必要がある。そして、センシングした杖の振り上げ・振り下げ時の時間・角度・インパクトの強さや杖の接地時のインパクトの強さなどの歩行のパラメータをローカルでロギングするための記憶領域が必要であり、ロギングした歩行データを手軽にアップロードするための無線通信機能が必要である。これらをまとめると本デバイスに必要な要件は以下となる。

- <要件 1>杖に装着可能な大きさ
- <要件 2>加速度・ジャイロセンサを有する
- <要件 3>バッテリーで動作し、充電可能
- <要件 4>センシングしたデータをロギング可能
- <要件 5>無線通信機能を有する

3.2 杖に装着するセンサデバイス

まず、上記の要件を満たす杖に装着するプロトタイプのセンサデバイスの開発を行った。図 2 に開発したセンサデバイスを示す。本デバイスを検証したところ、micro SD カードへのセンサデータの書き込みに時間がかかり、10 Hz を超えたサンプリング周波数でのデータのロギングが難しいことが判明した。杖の歩行データは、杖を突くインパクトが非常に重要であるが、10 Hz ではインパクトの検出が難しい。さらに、杖への装着が可能ではあるがデバイスが杖から横にはみ出しており、実用の面では十分な大きさとはいえない。このような理由から、他のセンサを使用した新たなデバイスの開発が必要となった。

プロトタイプでの問題点を解決でき、リハビリ支援を実現するための新たなセンサデバイスとして、筆者らが開発した SenStick [15] を使用することとした。SenStick は小型のセンサデバイスで、8 つのセンサ（加速度、ジャイロ、地磁気、温度、湿度、気圧、光、赤外線）と 32 MB の大容量フラッシュメモリを搭載している。本デバイスは、本研

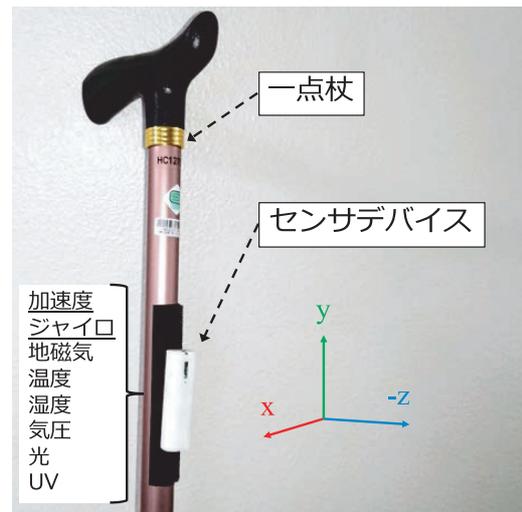


図 3 センサデバイスを装着した杖
Fig. 3 Cane attached a sensor device.

究のデバイスの要件をすべて満たしている。デバイスの大きさは、50 mm × 10 mm × 5 mm と小型であり、杖の幅より小さい。大容量フラッシュメモリを搭載しているため、センサのサンプリング周波数を最大 100 Hz に設定できる。無線通信機能としては、BLE (Bluetooth Low Energy) を使用できる。また、ファームウェアを書き換えることができるため、用途にあった機能の開発が可能である。

図 3 に杖に装着した様子を示す。SenStick を装着するためのケースを 3D プリンタで印刷し、マジックテープで杖に装着している。デバイスを杖の下部に取り付けると物体への接触や衝撃によりデバイスが外れたり、破損したりする可能性があるため、実用面を考慮してデバイスの装着位置は持ち手の近くである上部付近とした。センサは加速度とジャイロを使用し、加速度のレンジを 4G、ジャイロのレンジを 500 rad/sec とした。事前調査で、サンプリング周波数が 20 Hz 程度であると歩行評価に必要なパラメータを検出できないことが多かったため、サンプリング周波数は 50 Hz に設定した。本研究の実験では、上記の設定の SenStick を装着した一点杖で行う。

4. 杖の動作に基づく歩行動作検出

歩行から杖の一突きごとの歩行評価用パラメータを算出するために、センサ装着杖により歩行動作を検出する方法を検討した。検出する歩行動作は図 4 に示すように杖が接地した状態から杖を振り上げて、杖を振り下げる動作を経過して杖を床に突くインパクトまでの区間である。センサデータから特定波形を検出する手法として、DTW (Dynamic Time Warping) をストリーム処理に適応した SPRING [16] や隠れマルコフを用いた手法 [17] があるが、本研究では、単純なルールベースのアルゴリズムによって歩行を検出する。リアルタイムに歩行を検知し、歩行に関する特徴量を抽出して記録しておくことで、ロギングする

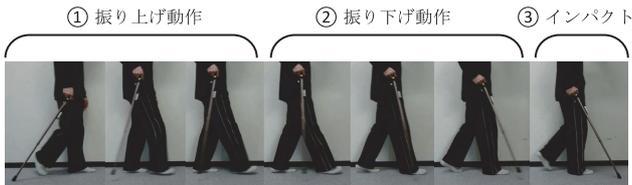


図 4 杖を使用した歩行動作
Fig. 4 Walking activity with cane.



図 5 歩行データ収集実験の様子
Fig. 5 Experimental situation.

歩行データのデータ量を削減でき、データ転送にかかる時間を減らし、ハードウェアのコストを下げるができる。本章では、まずはじめに単純なルールベースを構築するために必要な歩行時のセンサデータを収集した実験について述べ、その後、収集したセンサデータの歩行時の特徴的なパターンについて説明し、ルールベースに用いるパラメータを算出して構築した歩行動作の検出アルゴリズムについて述べる。そして、検出した歩行動作から得られるパラメータで、歩行距離を推定する重回帰モデルの構築を行う。

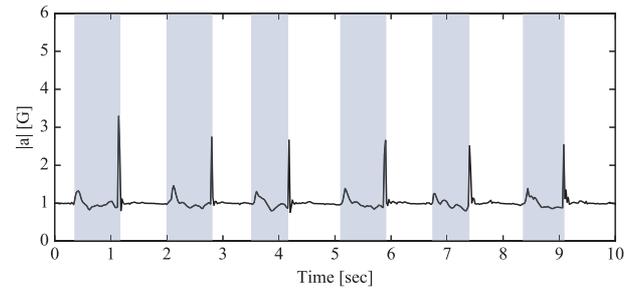
4.1 歩行データの収集実験

リハビリ施設の協力のもと、図 5 に示すように歩行データの収集の実験を行った。実験では 7m の歩行路をセンサデバイスを取り付けた杖を突きながら歩行した際のセンサデータを収集した。実験協力者は 70 歳以上の高齢者 5 名、40 代の下肢装具使用者 1 名、施設のスタッフ 2 名の計 8 名であった。下肢装具の使用者は装具ありの場合と装具なしの場合で歩行データを収集した。歩行データの収集は 2 日に分けて行い、各実験協力者の身体の状態に合わせて、歩行路を移動する回数を 1 回～4 回の任意の回数にした。

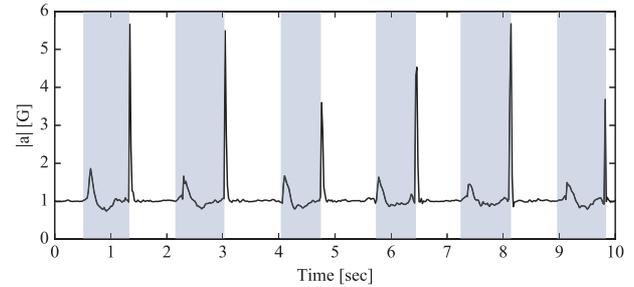
また、歩行データの収集の際、適切な歩行姿勢をとるために理学療法士のスタッフに杖の高さを各実験協力者の腰の高さに合わせてもらった。収集した歩行データの数は合計 415 歩となった。

4.2 歩行時の加速度の特徴

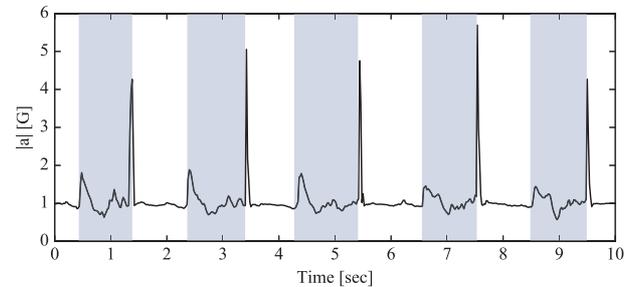
実験で収集した高齢者、下肢装具使用者、施設スタッフ



(a) 高齢者



(b) 下肢装具使用者



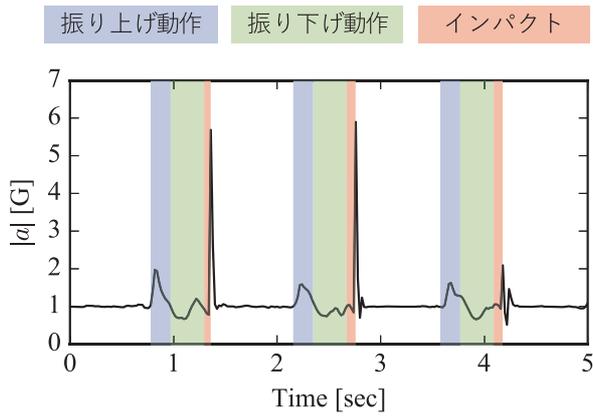
(c) 施設スタッフ

図 6 各実験協力者の歩行時の加速度の変化

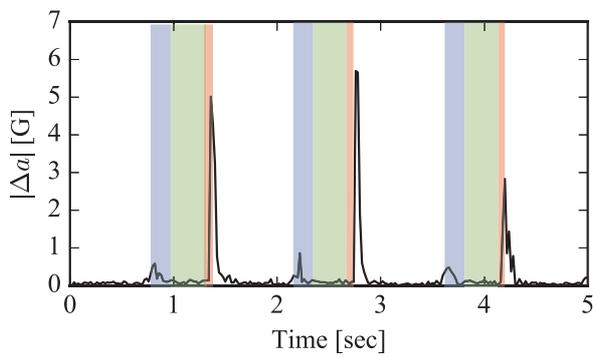
Fig. 6 Sensor data of walking with cane.

の歩行データの 10 秒間の 3 軸加速度センサ値の合成加速度の変化を図 6 に示す。施設スタッフのような健常者は杖が必要なりハビリ患者ではないが、杖を利用する人は様々であり、多くの人に対応するため、本研究では健常者のデータも解析に取り入れることにしている。図 6 中において、矩形で薄く塗りつぶした部分は杖を突きながら歩いたときの歩行動作区間を表している。各実験協力者によって合成加速度のピーク値、歩数などの違いが見受けられるが、歩行時の合成加速度の変化は各実験協力者ともに似た傾向にあることが図 6 から分かる。加速度センサの値に特徴的なパターンを確認できたため、歩行動作の検出には 3 軸加速度センサ a_x , a_y , a_z を用いることにした。本節では杖を突きながら歩行したときの 3 軸加速度センサ a_x , a_y , a_z の特徴的な変化パターンについて説明する。

図 7 に杖を突きながら歩行したときの合成加速度 $|a|$ と合成加速度の差分 $|\Delta a|$ の変化を表すグラフを示す。この合成加速度 $|a|$ は 3 軸加速度 a_x , a_y , a_z から式 (1) を用いて算出し、合成加速度の差分 $|\Delta a|$ は 3 軸加速度 a_x , a_y , a_z の現在の値 $a_{(x,t)}$ と 1 つ前の値 $a_{(x,t-1)}$ の差分を式 (2),



(a) 合成加速度 $|a|$ の変化



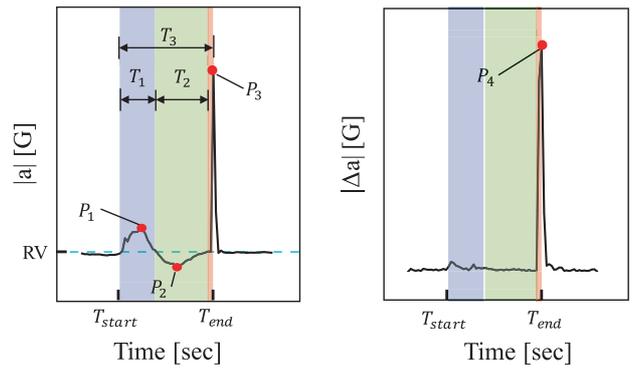
(b) 合成加速度の差分 $|\Delta a|$ の変化

図 7 杖を突きながら歩行したときの加速度データ

Fig. 7 Sensor data of walking with cane.

(3), (4) で求め、その差分から式 (5) を用いて二乗和の平方根で算出している. 図 7(a), (b) において、色で塗りつぶしている部分が歩行動作の区間であり、青で塗りつぶした部分が杖を振り上げている区間、緑で塗りつぶした部分が杖を振り下ろしている区間、赤で塗りつぶした部分は杖を床に突いたインパクトの区間である. なお、塗りつぶしていない部分は杖を突いて歩行していない区間である. 図 7(a) から確認できるように、杖を突いていない区間の合成加速度 $|a|$ は変化が少なく、おおよそ 1G の値になり、杖の振り上げ動作区間は合成加速度 $|a|$ が増加し、振り下げ動作区間は合成加速度 $|a|$ が減少、そして、インパクトによって合成加速度 $|a|$ が急激に増加する変化をしている. また、図 7(a) の 3 歩目は他の 2 歩とくらべて、インパクト時の合成加速度 $|a|$ の急激な増加が見られない. このようなインパクトが出ないケースはときどき発生するが、図 7(b) に示す合成加速度の差分 $|\Delta a|$ では、杖を床に突いたときのインパクトによって大きく変化しているため合成加速度 $|a|$ でインパクトが出なくても、合成加速度の差分 $|\Delta a|$ では表れる.

$$|a| = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (1)$$



(a) $|a|$ のパラメータ

(b) $|\Delta a|$ のパラメータ

図 8 歩行検出のパラメータ

Fig. 8 Parameters to detect walking sequence.

$$\Delta a_x = (a_{(x,t)} - a_{(x,t-1)}) \quad (2)$$

$$\Delta a_y = (a_{(y,t)} - a_{(y,t-1)}) \quad (3)$$

$$\Delta a_z = (a_{(z,t)} - a_{(z,t-1)}) \quad (4)$$

$$|\Delta a| = \sqrt{\Delta a_x^2 + \Delta a_y^2 + \Delta a_z^2} \quad (5)$$

4.3 歩行動作検出アルゴリズム

歩行動作検出アルゴリズムには大きく 3 つのパートがある. 1 つ目は杖の振り上げ動作検出アルゴリズム, 2 つ目は杖の振り下げ動作検出アルゴリズム, 3 つ目は杖を床に突いたことによるインパクト検出アルゴリズムである. 本節では、各アルゴリズムで用いるパラメータおよび閾値について説明した後、各アルゴリズムの詳細な流れを述べる.

各アルゴリズムで用いるパラメータを図 8 に示し、各パラメータについて述べる. 図 8(a) のグラフは 1 歩分の合成加速度 $|a|$ の変化であり、(b) は合成加速度の差分 $|\Delta a|$ の変化である. パラメータは図 8 に示しているように $T_1, T_2, T_3, P_1, P_2, P_3, P_4$ の 7 つである. T_1 は杖の振り上げ動作中の時間, T_2 は杖の振り下げ動作中の時間, T_3 は歩行動作中の時間, P_1 は振り上げ動作による合成加速度 $|a|$ のピーク値, P_2 は振り下げ動作による合成加速度 $|a|$ のピーク値, P_3 は杖を接地したインパクトによる合成加速度 $|a|$ のピーク値, P_4 は杖が接地したインパクトによる合成加速度の差分 $|\Delta a|$ のピーク値である. 次に、歩行動作検出アルゴリズムで構築するルールベースに用いる閾値について説明する. 閾値は先ほどのパラメータに対応する $T_{1,max_th}, T_{1,min_th}, T_{2,max_th}, T_{2,min_th}, T_{3,th}, P_{1,th}, P_{2,th}, P_{3,th}, P_{4,th}$ と歩行していない区間から歩行動作区間になったことを検知するための閾値 RV_{th} である. RV_{th} 以外の閾値はリハビリ施設で収集した歩行データから歩行動作を手動で切り取って得た各パラメータの平均値と標準偏差から決定し、 $T_{1,min_th} = 0.115, T_{1,max_th} = 0.534, T_{2,min_th} = 0.176, T_{2,max_th} = 0.843, T_{3,th} = 1.280, P_{1,th} = 1.107, P_{2,th} = 0.876, P_{3,th} = 2.38,$

表 1 各パラメータの平均値と標準偏差

Table 1 Mean and SD of each parameter.

Parameter	Mean	SD
T_1	0.255	0.140
T_2	0.399	0.111
T_3	0.800	0.240
P_1	1.495	0.194
P_2	0.748	0.128
P_3	3.745	1.382
P_4	3.655	1.629
RV	1.008	0.002

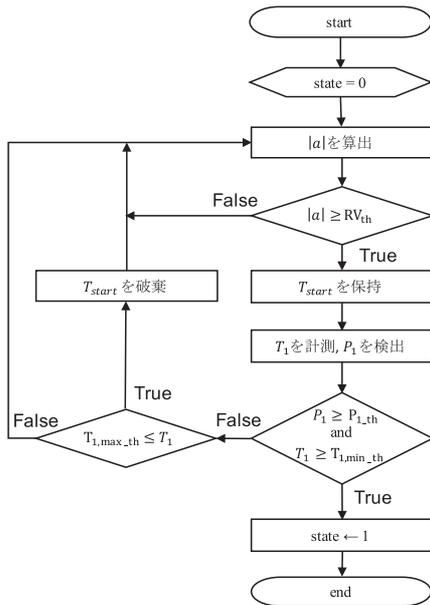


図 9 振り上げ動作検出フローチャート (state 0)

Fig. 9 Raising motion detection flowchart (state 0).

$P_{4,th} = 0.398$ とした. そして, 閾値 RV_{th} は歩行していない区間の合成加速度 $|a|$ の平均値と標準偏差から決定し, $RV_{th} = 1.013$ とした. 表 1 に算出したパラメータの平均値と標準偏差を示す.

歩行動作検出アルゴリズムである振り上げ動作, 振り下げ動作, インパクト検出の各アルゴリズムのフローチャートを図 9, 図 10, 図 11 に示し, それぞれの流れについて以下の各項で詳細に述べる. ここで, $T_1, T_2, T_3, P_1, P_2, P_3, P_4$ は先程述べたパラメータを示し, $T_{1,max,th}, T_{1,min,th}, T_{2,max,th}, T_{2,min,th}, T_{3,th}, P_{1,th}, P_{2,th}, P_{3,th}, P_{4,th}$ は各パラメータの閾値を示す. また, T_{start} は歩行動作の開始時刻, T_{end} は歩行動作の終了時刻, state は現在の歩行状態を表し, state 0 の場合は振り上げ動作の検知中, state 1 の状態は振り上げ動作が終わって振り下げ動作の検知中, state 2 のときは杖を床についたときのインパクトを検出している状態であることを示す.

4.3.1 振り上げ動作検出アルゴリズム

歩行動作の検出には, まずはじめに歩行開始時の杖の振り上げ動作を検出する. 図 9 に示すように state が 0 の状

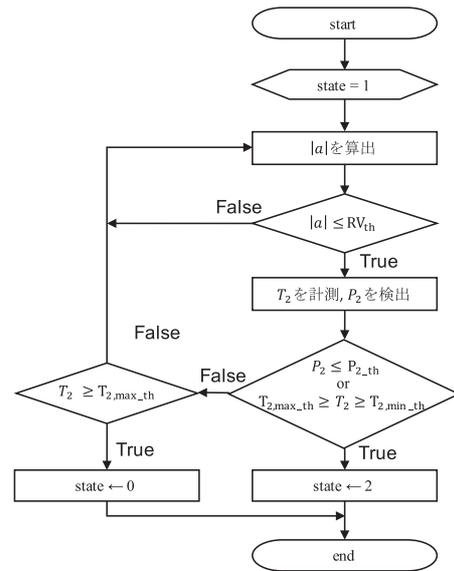


図 10 振り下げ動作検出フローチャート (state 1)

Fig. 10 Swing motion detection flowchart (state 1).

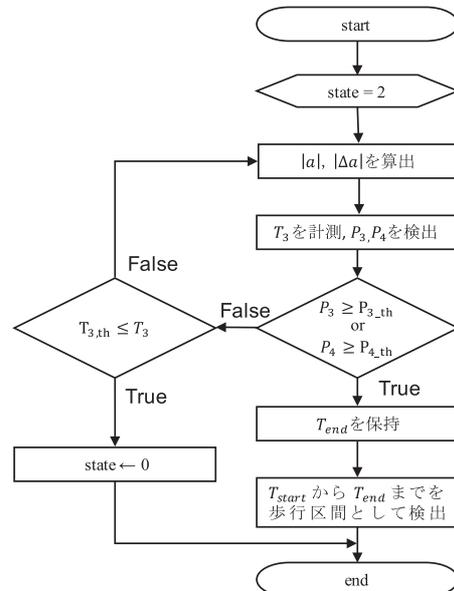


図 11 インパクト検出フローチャート (state 2)

Fig. 11 Impact detection flowchart (state 2).

態から始まり, 合成加速度 $|a|$ が基準値 RV_{th} を超えた場合, 歩行動作の開始時刻として T_{start} を保持し, 時間 T_1 を計測しつつ, T_1 が閾値 $T_{1,max,th}$ 以下の間はピーク値 P_1 を検出し続ける. もし, T_1 が閾値 $T_{1,max,th}$ を超えた場合, 振り上げ動作による合成加速度 $|a|$ の変化ではなかったと判断して T_{start} を破棄して, 再び振り上げ動作の検出を始める. また, 時間 T_1 とピーク値 P_1 がともに閾値 $T_{1,min,th}, P_{1,th}$ 以上であった場合は振り上げ動作が行われたと判断して state を 1 とする.

4.3.2 振り下げ動作検出アルゴリズム

杖の振り上げ動作の検出後, 杖の振り下げ動作を検出するため, 図 10 に示すように state が 1 の状態であるとき

に合成加速度 $|a|$ が基準値 RV_{th} を下回った場合、時間 T_2 の計測およびピーク値 P_2 を検出する。このとき、時間 T_2 が閾値 $T_{2,max.th}$ を超えた場合は、振り下げ動作による合成加速度 $|a|$ の変化ではなかったと判断して、state を 0 にして再び振り上げ動作の検出をやり直す。また、ピーク値 P_2 が閾値 $P_{2,th}$ 以下、または時間 T_2 が閾値 $T_{2,min.th}$ 以上かつ $T_{2,max.th}$ 以下となった場合は振り下げ動作が行われたと判断して state を 2 とする。

4.3.3 インパクト検出アルゴリズム

杖が地面に突いたときのインパクトを検出するために、図 11 に示すように state の状態が 2 のときに、合成加速度 $|a|$ と合成加速度の差分 $|\Delta a|$ を算出し、時間 T_3 を計測して時間 T_3 が $T_{3,th}$ を超えない限り、ピーク値 P_3, P_4 を検出し続ける。ピーク値 P_3, P_4 が閾値 $P_{3,th}, P_{4,th}$ 以上にならず、時間 T_3 が $T_{3,th}$ を超えた場合は杖を突く動作がなかったと判断し、state を 0 にして、再度振り上げ動作の検出からやり直す。対して、ピーク値 P_3, P_4 が閾値 $P_{3,th}, P_{4,th}$ 以上になった場合、杖が接地したことによるインパクトと判断して、 T_{end} を計測後、 T_{start} から T_{end} までを歩行動作区間として検出する。

4.4 歩行距離推定のための相関分析

歩行能力を評価するにあたって、歩行速度は重要な評価項目である。実用的な歩行能力として、信号を渡りきるのに必要な 1 m/sec [18] が歩行速度の判断基準となっている。さらに、歩行速度から転倒リスクの予測 [19] を行うことができ、歩行速度が 1 m/sec 以下であれば、下肢の障害、死亡、入院のリスクが高いことも分かっている [20]。杖を突いたときの歩行距離と移動時間が分かれば、歩行速度を取得できる。そのため、本研究では杖をセンシングしたデータを用いて歩行距離の推定を行う。歩行距離の推定には、4.3 節で提案した歩行動作の検出アルゴリズムにリアルタイムで抽出できるパラメータを用いる。

1 回の歩行動作のデータからパラメータを 28 種類抽出した。1 回の歩行動作とは、1 回杖を突いて歩行する動作のことを指す。表 2 に今回抽出したパラメータを示す。パラメータの種別を大きく分けると、加速度に関するもの、角度に関するもの、時間に関するものに分かれる。パラメータの角度は、杖の歩行動作の開始地点を 3 軸とも 0 とし、ジャイロの値を積分することで算出している。加速度の単位は G、角度の単位は degree である。これらのパラメータと歩行距離の相関分析を行った。分析に用いたデータは 4.1 節で収集したりハビリ施設のデータを使用し、歩行距離は歩行路の距離 (7m) を杖を突いた回数で割った距離を使用した。すべてのパラメータに対してピアソンの相関係数 R を求め、決定係数 R^2 が 0.30 以上、かつ、優位水準 0.05 を満たす 8 個のパラメータを図 12 にまとめた。

特徴として、x 軸の角度、z 軸の角度、杖を突く時間に関

表 2 1 回の歩行動作から抽出したパラメータ

Table 2 Parameters extracted from a walking activity with cane.

Parameter	Description
p_1	T_3 の時間
p_2	T_1 の時間
p_3	P_1 の値
p_4	T_2 の始めから杖を突くまでの時間
p_5	P_1 の点までの加速度の総和
p_6	T_2 の時間
p_7	P_2 の値
p_8	T_2 のときの合成加速度の総和
p_9	P_3 の値
p_{10}	P_4 の値
p_{11-13}	角度の最大値 (x, y, z)
p_{14-16}	角度の最小値 (x, y, z)
p_{17-19}	角度の最大値と最小値の差 (x, y, z)
p_{20-22}	P_1 のときの角度 (x, y, z)
p_{23-25}	P_2 のときの角度 (x, y, z)
p_{26-28}	P_3 のときの角度 (x, y, z)

するパラメータが歩行距離に相関していた*1。特に、x 軸の角度と相関が高い傾向にあり、 p_{14} は決定係数が 0.75 となっている。これは歩行距離が短ければ x 軸へ杖を振る角度が小さくなり、歩行距離が長くなると x 軸へ杖を振る角度も大きくなるという相関関係を表している。また、z 軸の角度や歩行時間に関するパラメータにもある程度の相関が見られた。z 軸の角度については、歩行距離が短いと変化が少なく、歩行距離が長いと杖運びが進行しながら外側から内側へ弧を描くような動きとなり、この動きが z 軸の角度に反映されていると考える。歩行時間に関しては、歩行距離が短ければ時間も短く、歩行距離が長ければ長いという単純な関係性がある。

次に、片麻痺患者のデータと高齢者を含む健常者のデータのパラメータの差を確認するため、健常者のデータを赤、片麻痺患者のデータを緑でプロットした。角度 x、角度 z に関する $p_{14}, p_{17}, p_{11}, p_{19}, p_{16}, p_{23}$ の 6 個のパラメータでは、どちらも相関関係を示している。時間に関する p_4, p_1 のパラメータに関しては、片麻痺患者のデータは健常者のデータの上方向にプロットされている。これは、健常者に比べ片麻痺患者はとてども慎重に歩行するため、歩行に時間を要するためである。しかし、時間を除くパラメータは片麻痺患者の歩行特性に影響されておらず、相関の特性を示していることから、相関関係を用いて片麻痺患者も歩行距離推定が可能であると考えられる。

歩行距離の推定は、相関分析の結果をもとに重回帰モデルの構築を行う。実際に使用するパラメータについては、後述する 5.2.1 項で選択を行い、歩行距離推定に使用する。

*1 センサデバイスの 3 軸方向は図 3 に定義している。

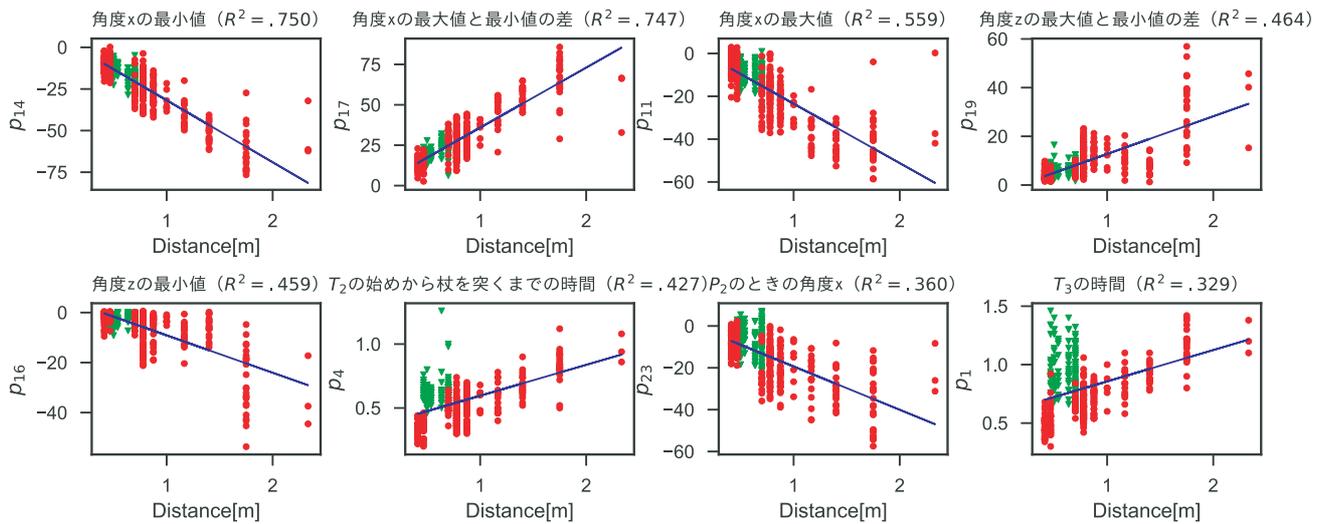


図 12 決定係数が 0.30 以上のパラメータと距離の相関関係 (赤：健常者，緑：片麻痺患者)

Fig. 12 Correlation relationships between distance and parameters that coefficient of determination is 0.30 over (red: non-handicapped person, green: hemiplegic patient).

5. 提案手法の評価

提案手法の有効性を示すために評価実験を行った。本実験では、実験協力者に室内の直線の歩行路で杖での歩行を行うよう指示した。歩行の仕方に関しては、指定せず自由に歩行してもらった。そして、10 回杖を突いた時点で停止させ、その歩行距離を測定した。これを各実験協力者ごとに 2 回行った。実験協力者はふだん杖を使用していない 20 代前半の健常者 8 名である。4.2 節で述べたように杖の使い方のパターンは高齢者、片麻痺患者、健常者ともに同じであり、かつ、健常者は 2 点歩行*2のような一般的な杖の使い方を知らない可能性が高く、自由な杖の使い方をすることが期待できるため、ロバスト性の検証に有効であると考える。健常者のデータも評価に用いた。本実験で収集した歩行データを用いて、まず、構築した杖の歩行動作検出アルゴリズムの評価を行った。そして、リハビリ施設の実験データと本実験で収集したデータを用いて、歩行距離の推定手法の検証と評価を行った。

5.1 歩行動作の検出精度

4.3 節で述べたアルゴリズムを用いて歩行動作の区間を検出し、その精度を検証する。歩行動作の区間の定義は、図 7 で青緑赤で塗りつぶした部分のように杖の振り上げ動作、杖の振り下げ動作、地面に杖を突いたときのインパクトが含まれている区間とする。

まず、4.1 節の実験のデータに対して、歩行検出アルゴリズムを適用し、評価を行った。高齢者と片麻痺患者を含むリハビリ患者での検出精度は 88.9% (377 回中 339 回検出)、

*2 杖を突きながら杖と逆側の足を同時に出し、次に杖側の足を出して進む歩き方

ふだんから杖を利用しているリハビリ患者では 98.4% (182 歩中 179 歩検出)、ふだんから杖を利用していないリハビリ患者では 82.1% (195 歩中 160 歩検出) という結果になった。全体での精度は 90% を下回っており十分に高いといえないが、ふだんから杖を利用しているリハビリ患者の精度は十分に高く、スマートフォンの歩行検出アプリでの歩数の精度である約 94% [21] を上回っている。そして、ふだんから杖を利用していないリハビリ患者においては、ふだんから杖を利用しているリハビリ患者に比べ、82.1% と低い精度となってしまった。精度が低い原因として、杖をふだんから利用しないリハビリ患者は一般的な杖の使い方を知らないため、杖を突くタイミングや振り方が大きく異なることで歩行検出アルゴリズムの条件を満たさなかったのが原因であった。しかしながら、この結果からふだんから杖を使用しているユーザに対しては高い精度で歩行検出が可能であることが示された。

次に、実験で収集した 160 歩分の歩行データに歩行動作の検出アルゴリズムを適用し、健常者のデータを用いて評価を行った。表 3 に歩行動作の検出結果を示す。歩行の検出の欄は歩行検出の場合 \circ 、未検出の場合 \times で示している。

歩行動作の検出数は 160 歩中 153 歩、未検出数は 7 歩であった。検出精度は 95.56% であり、杖をふだん使用しない人においても、歩行動作の基準精度となる 94% 以上の精度で検出できている。歩行動作を検出できなかった原因を調べたところ、「杖の振り上げ動作中に杖が床に接触したこと」や「振り下げ動作途中でインパクトを誤検出したこと」のような想定していない外乱が原因となっていた。しかし、どちらの被験者においても、もう片方の歩行データにおいてはすべて検出できていることから、被験者起因の誤検出ではないことが分かる。このことから、外乱には影

表 3 歩行動作の検出結果

Table 3 Result of walking activity detection.

実験協力者	回数	歩行の検出	検出数 (未検出数)
A	1	oooooooooX	9 (1)
	2	oooooooooooo	10 (0)
B	1	oooooooooooo	10 (0)
	2	oooooooooooo	10 (0)
C	1	oooooooooooo	10 (0)
	2	ooooXooooo	9 (1)
D	1	oooooooooooo	10 (0)
	2	oooooooooooo	10 (0)
E	1	oooooooooooo	10 (0)
	2	oooooooooooo	10 (0)
F	1	oooooooooXo	10 (0)
	2	ooooXoXoXo	7 (3)
G	1	oooooooooooo	10 (0)
	2	oooooooooooo	10 (0)
H	1	ooXxXooooo	8 (2)
	2	oooooooooooo	10 (0)

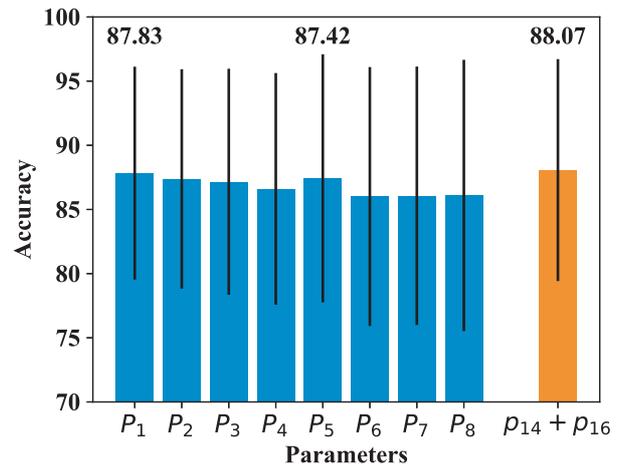
響がありつつも、杖をふだん利用していない人に対しても本アルゴリズムにより十分な精度で歩行の検知が可能であることを示せた。

5.2 歩行距離の推定

リハビリ施設での実験と追加実験で収集した歩行データを用いて歩行距離の推定について検証・評価を行った。歩行距離の推定モデルには重回帰モデルを使用した。そして、相関分析で得られたパラメータに対し、最小二乗法でモデルのフィッティングを行い、モデルを構築した。評価を行う際には、汎用性を示すため Leave-One-Person-Out Cross-validation によりモデルと推定精度の評価を行った。まず、重回帰モデルで使用するパラメータについて推定精度の結果から検証し、モデルに使用するパラメータを選択した。そして、選択されたパラメータを用い、歩行距離の推定精度を評価した。

5.2.1 歩行距離推定モデルのパラメータ選択

4.4 節で分析した 8 個のパラメータを用いて歩行距離推定モデルの構築を行う。モデルの推定精度をより高めるため、パラメータの選択を行った。まず、相関係数が高い順からパラメータを追加していき、推定精度の変化を確認した。図 13 にパラメータと歩行距離推定精度の関係をまとめた。グラフを見ると、パラメータが 1 つの場合 (P_1) では、精度が 87.83% であるのに対し、パラメータが増えるにつれて精度が少しずつ下がっていることが分かる。しかし、 P_5 において、微小ではあるものの 86.6% から 87.4% と 0.8% 推定精度が向上している。 P_4 と P_5 のパラメータの違いは、 p_{16} (角度 z の最小値) が追加されていることである。そこで、元々の推定精度のベースとなる p_{14} ($= P_1$) と p_{16} を使用してモデルの構築を行ったところ、推定精度



$$\begin{aligned}
 P_1 &= p_{14}, P_2 = p_{14} + p_{17}, P_3 = p_{14} + p_{17} + p_{11} \\
 P_4 &= p_{14} + p_{17} + p_{11} + p_{19} \\
 P_5 &= p_{14} + p_{17} + p_{11} + p_{19} + p_{16} \\
 P_6 &= p_{14} + p_{17} + p_{11} + p_{19} + p_{16} + p_4 \\
 P_7 &= p_{14} + p_{17} + p_{11} + p_{19} + p_{16} + p_4 + p_{23} \\
 P_8 &= p_{14} + p_{17} + p_{11} + p_{19} + p_{16} + p_4 + p_{23} + p_1
 \end{aligned}$$

図 13 パラメータの数と歩行距離推定精度の関係

Fig. 13 Relationship between the number of parameters and accuracies of walking distance estimation.

が 88.07% にまで向上した。 p_{14} は x 軸の角度に関するパラメータであったのに対し、 p_{16} は z 軸の角度と異なるセンサデータのパラメータであるため、モデルの表現力が増し、精度が向上したと考えられる。

この結果から、本研究では、 p_{14} と p_{16} を歩行推定に使用するパラメータとする。重回帰式は以下のようになる。

$$d = b_0 + b_1 p_{14} + b_2 p_{16} \quad (6)$$

5.2.2 歩行距離推定結果

前項で選択したパラメータを使用した重回帰モデルを用いて、歩行距離の推定を行った。評価では、杖の歩行動作の検出がすべて行えたと仮定し、杖の一突きごとのパラメータをプログラムにより抽出して歩行距離を推定している。表 4 に評価結果を示す。

歩行距離の推定精度は、平均が 88.06%、標準偏差が 8.64%、最大が 99.13%、最小が 70.32% であった。

リハビリにおいて実用歩行能力の指標としての歩行速度 1.0 m/sec が代表的であり、歩行速度が 1.0 m/sec 以下であれば実用歩行能力が低い [18] とされる。そして、EWG-SOP (European Working Group on Sarcopenia in Older People) が定義したサルコペニア判断手法 [22] では、歩行速度 0.8 m/sec が閾値と使用されており、0.8 m/sec 以下の歩行速度であり、かつ、筋力が低い場合は、高齢化にともなう身体能力や筋力の低下の症状であるサルコペニアと診断される。このことから、歩行速度が 0.8 m/sec のユーザを 1.0 m/sec 以上と誤推定しない推定精度が求められる。歩行検知の時間を正確に測れるとすると、速度の誤差となる

表 4 歩行距離推定の結果
Table 4 Result of walking distance estimation.

実験協力者	区分	歩行距離 [m]	推定距離 [m]	精度 [%]
A	若年層	27.51	24.93	90.62
B	若年層	25.47	20.33	79.84
C	若年層	35.54	33.55	94.41
D	若年層	42.98	41.72	97.06
E	若年層	19.60	19.77	99.13
F	若年層	30.03	22.18	73.84
G	若年層	23.00	18.02	78.33
H	若年層	37.05	32.30	87.18
I	中年層	21.00	22.41	93.30
J	中年層	28.00	28.47	98.31
K	高齢層	56.00	72.62	70.32
L	高齢層	56.00	64.86	84.19
M	高齢層	28.00	25.70	91.78
N	高齢層	7.00	6.48	92.55
O	高齢層	49.00	46.85	95.61
P (装具あり)	中年層	56.00	59.10	94.46
P (装具なし)	中年層	28.00	34.11	78.18

P: 片麻痺患者

は移動距離となるため、本システムでは誤差 +25%以内の推定精度が必要となる。全体の評価結果は誤差は約 12%であることから必要な推定精度は満たすことができている。

しかしながら、個人ごとの推定結果を見ると、個人差があり、実験協力者 D, E, J の精度は 97%以上あるのに対し、実験協力者 F, K の精度は 75%を下回っている。実験協力者 F においては「歩きの動作が杖と連動しておらず、杖を振り上げた状態で数歩歩く」歩き方をしており、前に杖を振る量が大きい割には実際に移動距離が少なく、推定結果の距離が長くなっていると考えられる。また、杖を振り上げた状態で数歩歩いた場合では、杖を振り上げながら移動しているため、推定結果の距離が短くなっていると考えられる。このような歩き方は一般的な 2 点歩行とは異なっていた。2 名とも杖をふだんから利用していない。このことから歩行距離推定において、特殊な杖歩行をするユーザの精度が低くなるのが分かる。そのため、本システムを利用する場合は一般的な杖での歩行の仕方を事前に教授する必要がある。

6. 関連研究

センサを使用して歩行やリハビリ訓練の評価をする研究が行われている。センサの位置としては、脚 [23], 靴 [24], [25], 腰 [3], [26], 腕 [27] や室内に設置したカメラ [28] を使用している研究があり、主に加速度やジャイロのセンサが使用されている。これらの研究では、歩行のパターンや対称性、訓練の運動量の評価を行っている。杖のような福祉器具にセンサをつけ、評価を行う研究はほとんどない。また、リハビリ支援のような室内での使用や専用の環境での測定を

想定しており、外界を含む日常の歩行や動きのセンシングには取り組んでいない。

センサを装着した杖という観点では、Wu らは Smart-Cane というセンサを組み込んだ杖の開発している [29]。SmartCane の持ち手と地面との接触部に圧力センサが組み込まれており、センサデバイス本体には 3 軸の加速度・ジャイロセンサが搭載されている。このデバイスの使用した転倒検知の手法の提案 [30] も行っている。二宮らは、加速度、心拍センサ、GPS を組み込んだ次世代スマート杖を開発している [31]。しかしながら、このようなセンサ埋め込み型杖はコストが高く、普及が難しいとともに歩行の検出のアルゴリズムや歩行距離推定には取り組んでいない。

スポーツやリハビリ、健康の支援、PDR (Pedestrian Dead Reckoning) の精度向上を目的として、センサを用いた歩行距離の推定が行われている。Shih らはスマートフォン [32] の 3 軸加速度センサとジャイロセンサを用いて、加速度の水平成分の二重積分から、腰の位置で 97.35%、胸ポケットでは 96.14%の精度で歩行距離の推定を行っている。Alvarez [11] らは、靴に二軸の加速度センサを取り付け、加速度の垂直成分の二重積分を用いることで、片足のセンサのみでは 90%、両足での場合は 97%の精度で歩行距離の推定を行っている。Wang らは [12] くるぶしに加速度センサを取り付け、歩行速度と周期を推定し、線形回帰モデルから 95%の精度で歩行距離を推定している。Truong ら [13] はインソールに加速度センサを取り付け、合成加速度の二重積分から、16m の実験では 95.2%、89m の実験では 96.9%の精度で歩行距離を推定している。しかしながら、本研究のような杖に装着したデバイスによる歩行距離推定はこれまでに行われておらず、また、距離推定の条件が厳しいことや実用面が考慮されていないなどの相違点がある。

7. まとめ

本研究では、リハビリ支援を目的とした日常の歩行動作のセンシングによる歩行評価システムを実現するために杖にセンサデバイスを取り付け、歩行動作の検出アルゴリズムと歩行距離の推定モデルの構築を行った。歩行動作の検出アルゴリズムと歩行距離の推定モデルのパラメータはリハビリ施設で収集した歩行データから決定し、ふだん、杖を使用しない健常者に対して適用したところ、歩行動作の検出率は 95.56%で、歩行距離の推定精度は 88.06%であった。この結果から杖にセンサデバイスを装着することで歩行を検出することができ、そして、歩行距離を十分な精度で推定できたといえる。

今後は、実環境で使用できるようなセンサデバイスのファームウェアの開発を行うとともに、歩行能力の評価のみではなく転倒リスクや杖の使い方の評価も行えるパラメータの検討を行う。

謝辞 本研究の一部は、科研費基盤研究(C) (No.16K00126)の助成によって行った。また、奈良県生駒市のライフケア総合研究所「いこいの家26」代表湯川直紀様および施設のスタッフや施設利用者の方々には、実験に協力していただき、ここに感謝の意を表す。

参考文献

- [1] 川北慎一郎：リハビリテーション医療の流れ，*恵寿総合病院医学雑誌*，Vol.1, pp.1-3 (2012).
- [2] 佐藤房郎：臨床における歩行分析（第37回日本理学療法士協会全国研修会（山形）専門領域研究部会「理学療法基礎系」），*理学療法学*，Vol.30, No.4, pp.249-253 (2003).
- [3] 小林哲平，三宅美博，和田義明，松原正明：加速度センサを用いた運動学的歩行分析システム，*計測自動制御学会論文集*，Vol.42, No.5, pp.567-576 (2006).
- [4] 藤井 智，松葉貴司，田邊侑佳，山下智子：脳卒中後片麻痺者の機能評価と屋外歩行能力の獲得状況，*理学療法学 Supplement*，Vol.2014, p.1099 (オンライン)，DOI: 10.14900/cjpt.2014.1099 (2015).
- [5] 妹尾浩一，橋立博幸：障害者支援施設に入所した維持期脳卒中片麻痺者の歩行機能に対する長期的なリハビリテーションの介入効果，*理学療法学 Supplement*，Vol.2013, p.0093 (オンライン)，DOI: 10.14900/cjpt.2013.0093 (2014).
- [6] Shumway-Cook, A., Brauer, S. and Woollacott, M.: Predicting the probability for falls in community-dwelling older adults using the Timed Up & Go Test, *Physical Therapy*, Vol.80, No.9, p.896 (2000).
- [7] Lundin-Olsson, L., Nyberg, L. and Gustafson, Y.: "Stops walking when talking" as a predictor of falls in elderly people, *The Lancet*, Vol.349, No.9052, p.617 (1997).
- [8] Mehrholz, J., Wagner, K., Rutte, K., Meißner, D. and Pohl, M.: Predictive validity and responsiveness of the functional ambulation category in hemiparetic patients after stroke, *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, Vol.88, No.10, pp.1314-1319 (2007).
- [9] Komai, K., Fujimoto, M., Arakawa, Y., Suwa, H., Kashimoto, Y. and Yasumoto, K.: Beacon-based multi-person activity monitoring system for day care center, *2016 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops)*, pp.1-6, IEEE (2016).
- [10] Kashimoto, Y., Morita, T., Fujimoto, M., Arakawa, Y., Suwa, H. and Yasumoto, K.: Sensing Activities and Locations of Senior Citizens toward Automatic Daycare Report Generation, *2017 IEEE 31st International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA)*, pp.174-181, IEEE (2017).
- [11] Alvarez, J.C., González, R.C., Alvarez, D., López, A.M. and Rodríguez-Uría, J.: Multisensor approach to walking distance estimation with foot inertial sensing, *29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS 2007)*, pp.5719-5722, IEEE (2007).
- [12] Wang, J.-S., Lin, C.-W., Yang, Y.-T.C. and Ho, Y.-J.: Walking pattern classification and walking distance estimation algorithms using gait phase information, *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, Vol.59, No.10, pp.2884-2892 (2012).
- [13] Truong, P.H., Lee, J., Kwon, A.-R. and Jeong, G.-M.: Stride counting in human walking and walking distance estimation using insole sensors, *Sensors*, Vol.16, No.6, p.823 (2016).
- [14] 水野映子：要介護者の福祉用具入手・利用の現状と課題，*第一生命経済研究所 Life Design Report 2003 年* (2003).
- [15] Nakamura, Y., Arakawa, Y., Kanehira, T., Fujiwara, M. and Yasumoto, K.: SenStick: Comprehensive Sensing Platform with an Ultra Tiny All-In-One Sensor Board for IoT Research, Vol.2017, pp.1-16 (2017).
- [16] Sakurai, Y., Faloutsos, C. and Yamamuro, M.: Stream monitoring under the time warping distance, *IEEE 23rd International Conference on Data Engineering (ICDE 2007)*, pp.1046-1055, IEEE (2007).
- [17] Yang, D., Tang, J., Huang, Y., Xu, C., Li, J., Hu, L., Shen, G., Liang, C.-J.M. and Liu, H.: TennisMaster: An IMU-based Online Serve Performance Evaluation System, *Proc. 8th Augmented Human International Conference, AH '17*, pp.17:1-17:8, ACM (online), DOI: 10.1145/3041164.3041186 (2017).
- [18] 高橋精一郎，鳥井田峰子，田山久美：歩行評価基準の一考察：横断歩道の実地調査より，*理学療法学*，Vol.16, No.4, pp.261-266 (1989).
- [19] Quach, L., Galica, A.M., Jones, R.N., Procter-Gray, E., Manor, B., Hannan, M.T. and Lipsitz, L.A.: The nonlinear relationship between gait speed and falls: The maintenance of balance, independent living, intellect, and zest in the elderly of Boston study, *Journal of the American Geriatrics Society*, Vol.59, No.6, pp.1069-1073 (2011).
- [20] Cesari, M., Kritchevsky, S.B., Penninx, B.W., Nicklas, B.J., Simonsick, E.M., Newman, A.B., Tyllavsky, F.A., Brach, J.S., Satterfield, S., Bauer, D.C., et al.: Prognostic value of usual gait speed in well-functioning older people - Results from the health, aging and body composition study, *Journal of the American Geriatrics Society*, Vol.53, No.10, pp.1675-1680 (2005).
- [21] Case, M.A., Burwick, H.A., Volpp, K.G. and Patel, M.S.: Accuracy of smartphone applications and wearable devices for tracking physical activity data, *JAMA*, Vol.313, No.6, pp.625-626 (online), DOI: 10.1001/jama.2014.17841 (2015).
- [22] 厚生労働科学研究補助金高齢者における加齢性筋肉減弱現象（サルコペニア）に関する予防対策確立のための包括的研究研究班：サルコペニア：定義と診断に関する欧州関連学会のコンセンサス—高齢者のサルコペニアに関する欧州ワーキンググループの報告—の監訳，*日本老年医学会雑誌*，Vol.49, No.6, pp.788-805 (2012).
- [23] Giggins, O., Kelly, D. and Caulfield, B.: Evaluating rehabilitation exercise performance using a single inertial measurement unit, *2013 7th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth)*, pp.49-56, IEEE (2013).
- [24] Aminian, K., Dadashi, F., Mariani, B., Lenoble-Hoskovec, C., Santos-Eggimann, B. and Büla, C.J.: Gait analysis using shoe-worn inertial sensors: How is foot clearance related to walking speed?, *Proc. 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, pp.481-485, ACM (2014).
- [25] Postolache, O., Ribeiro, M., Girão, P.S., Dias Pereira, J. and Postolache, G.: Unobtrusive sensing for gait rehabilitation assessment, *Proc. 8th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare, ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering)*, pp.386-389 (2014).
- [26] O'Neil, C., Dunlop, M.D. and Kerr, A.: Supporting sit-to-stand rehabilitation using smartphone sensors and arduino haptic feedback modules, *Proc. 17th International Conference on Human-Computer Interaction*

with *Mobile Devices and Services Adjunct*, pp.811-818, ACM (2015).

- [27] Holland, S., Wright, R.L., Wing, A., Crevoisier, T., Hödl, O. and Canelli, M.: A gait rehabilitation pilot study using tactile cueing following hemiparetic stroke, *Proc. 8th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering), pp.402-405 (2014).
- [28] Uelschen, M. and Eikerling, H.-J.: A mobile sensor system for gait analysis supporting the assessment of rehabilitation measures, *Proc. 6th ACM Conference on Bioinformatics, Computational Biology and Health Informatics*, pp.96-105, ACM (2015).
- [29] Wu, W., Au, L., Jordan, B., Stathopoulos, T., Batalin, M., Kaiser, W., Vahdatpour, A., Sarrafzadeh, M., Fang, M. and Chodosh, J.: The SmartCane System: An Assistive Device for Geriatrics, *Proc. ICST 3rd International Conference on Body Area Networks, BodyNets'08*, ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering), pp.2:1-2:4 (online), available from (<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1460257.1460261>) (2008).
- [30] Lan, M., Nahapetian, A., Vahdatpour, A., Au, L., Kaiser, W. and Sarrafzadeh, M.: SmartFall: An Automatic Fall Detection System Based on Subsequence Matching for the SmartCane, *Proc. 4th International Conference on Body Area Networks, BodyNets'09*, ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering), pp.8:1-8:8 (online), DOI: 10.4108/ICST.BODYNETS2009.5873 (2009).
- [31] 二宮淳一, 村山一徳, 山岡鉄也: 新しいモビリティ社会に向けた次世代ユビキタス端末: 次世代杖 (特集 スマートモビリティ)-(パーソナルなモビリティ), *Fujitsu*, Vol.65, No.4, pp.7-12 (2014).
- [32] Shih, W.-Y., Chen, L.-Y. and Lan, K.-C.: Estimating walking distance with a smart phone, *2012 5th International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Programming (PAAP)*, pp.166-171, IEEE (2012).



高橋 雄太 (学生会員)

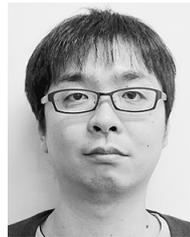
2014年茨城工業高等専門学校電子情報工学科卒業。2016年佐賀大学理工学部知能情報システム学科卒業。同年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程入学。IoTデバイスをを用いたアプリケーションに関する

研究に従事。電子情報通信学会学生会員。



音田 恭宏 (学生会員)

2014年奈良工業高等専門学校電子制御工学科卒業。2016年同校機械制御工学専攻卒業。同年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程入学。モーションセンサを用いた着座姿勢の識別に関する研究に従事。



藤本 まなと (正会員)

2009年関西大学工学部卒業。2015年同大学大学院博士課程後期課程修了。博士(工学)。同年より奈良先端科学技術大学院大学助教。位置推定, 行動認識, 無線通信, 高齢者モニタリングに関する研究に従事。電子情報通信学

会, IEEE 各会員。



荒川 豊 (正会員)

2001年慶應義塾大学理工学部卒業。2006年同大学大学院博士課程修了。博士(工学)。同大学院特別研究助教, 九州大学大学院システム情報科学研究科助教, 仏トゥールーズ大学および

独人工知能研究所客員研究員を経て, 2013年より奈良先端科学技術大学院大学准教授, 現在に至る。2016年より情報処理学会関西支部「行動変容と社会システム研究会」主査およびJST さきがけ研究員, 一般社団法人ブロードバンド推進協議会理事等を兼務。センサとAIを駆使した行動認識および行動変容に関する研究に従事。IEEE, ACM 各会員。

正誤表

下記の箇所に誤りがございました。お詫びして訂正いたします。

訂正箇所	誤	正
12 ページ 参考文献	Nakamura, Y., Arakawa, Y., Kanehira, T., Fujiwara, M. and Yasumoto, K.: SenStick: Comprehensive Sensing Platform with an Ultra Tiny All-In-One Sensor Board for IoT Research, Vol.2017, pp.1-16 (2017).	Nakamura, Y., Arakawa, Y., Kanehira, T., Fujiwara, M. and Yasumoto, K.: SenStick: Comprehensive Sensing Platform with an Ultra Tiny All-In-One Sensor Board for IoT Research, Journal of Sensors, Vol.2017, pp.1-16 (2017). DOI: 10.1155/2017/6308302