

歩行リハビリ支援のためのセンサ装着杖を介した 歩行動作認識手法の提案

高橋 雄太¹ 音田 恭宏¹ 藤本 まなと¹ 荒川 豊^{1,2}

概要：超高齢化社会の到来によりリハビリテーションでの人手が不足し、効果的なリハビリ支援が行えなくなる可能性がある。効果的なリハビリテーションを行うには、大がかりな装置や専用の環境による歩行評価が必要になるが、人手不足などの要因により高齢者や片麻痺患者のようなリハビリ患者の歩行評価を定期的に行うことは難しい。本研究では日常の歩行をセンサデバイスによってセンシングすることで歩行能力の評価を人手を介さずに行うシステムの構築を目指す。日常の歩行から歩行能力の評価が行えれば、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り、リハビリテーションの支援に繋がる。日常の歩行をセンシングするにあたってセンサデバイスの装着位置が重要となるが、我々は利用者の装着時の負担が少なく、片麻痺患者のような非対称な歩行を行う患者の歩行動作の検出が容易となる理由から杖にセンサデバイスを装着することにした。杖に装着したセンサデバイスで歩行評価を行うため、本稿では歩行動作の検出をリアルタイムに行うアルゴリズムと歩行距離を推定する重回帰モデルの構築を行った。構築した歩行動作検出アルゴリズムと歩行距離の推定モデルを評価したところ、歩行動作の検出率は 95.56%で、歩行距離の推定精度は 83.79%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ある程度の精度で認識できることがわかった。

Walking Motion Recognition Through a Cane Attached Sensor for Supporting Continual Walking Rehabilitation

YUTA TAKAHASHI¹ YASUHIRO OTODA¹ MANATO FUJIMOTO¹ YUTAKA ARAKAWA^{1,2}

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共に、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繋がることとなる。

リハビリ患者の歩行の仕方は、医師や理学療法士のようなり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] が、大がかりな装置や専用の環境が必要であることが多く、訪問リハビリ患者への対応が難しい。一方、歩行の仕方だけではなく、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

¹ 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology

² JST さきがけ
JST PRESTO

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評価テストを定期的に行うことが簡単ではないといった課題点が挙げられる。

近年のセンサ技術の発展により、人の状態を常時センシングすることが可能になっており、リハビリ患者の日常の歩行をセンシングすることで、歩行の評価が行える可能性がある。日常の歩行動作のセンシングによって定量的に歩行能力を評価できれば、リハビリ支援者やリハビリ患者の負担を軽減でき、リハビリ支援者による歩行評価に要する時間の短縮が期待できる。リハビリ患者の日常の歩行をセンシングするには、靴や腰、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取り外しが容易なセンサデバイスの方がリハビリ患者への負担が少ない。さらに、片麻痺患者などの非対称な歩行を行う患者にも対応する必要があり、対称な歩行と非対称な歩行をどちらも検出する必要がある。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 [9]。杖の使用者は歩行が不安定なため、杖無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、杖を使用する全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能力を評価するシステムを構築することである。研究の第一歩として、本研究では、デイケアセンタでセンサ装着杖によって歩行データを収集・分析し、歩行動作の検出を行うアルゴリズムを構築した。そして、歩行評価の基本項目である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。

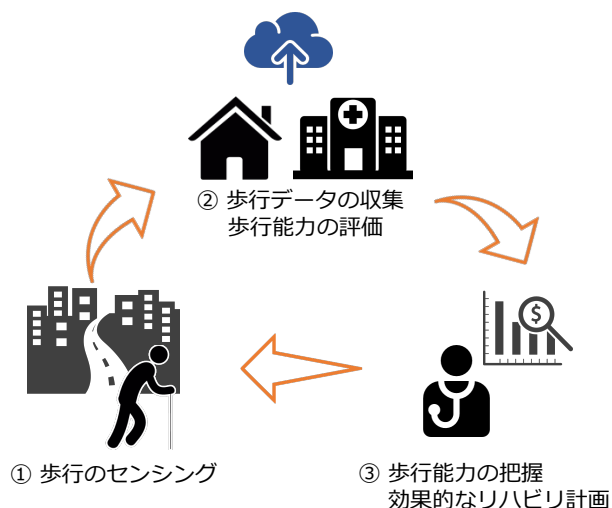


図1 日常の歩行動作センシングによるリハビリ支援の流れ
Fig. 1 Rehabilitation support by sensing walking in daily life

2. 日常の歩行センシングによるリハビリ支援

日常の歩行動作をセンシングし、その歩行を評価することで、歩行能力の低下や回復の検知、効果的なリハビリ計画の作成に役立てることができる。本章では、このセンシングの流れについて説明し、使用するセンサデバイスについて述べる。

2.1 日常の歩行動作のセンシング

図1に提案するリハビリ支援の流れを示す。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から歩行評価に必要なパラメータのみとする。そして、② 日常の歩行で収集したログ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ときに、デバイスからロギングしたデータの収集を行い、クラウド上のサーバに集約し、利用者の日々の歩行の速度、累計歩行距離、安定性などを算出・評価する。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などのセルラー網へ接続することができるが、電力消費が大きいことや利用コストが高ことから本研究では使用しない。クラウドでの歩行評価後、③ 医師や理学療法士が評価結果を参考に利用者の普段の歩行状態を把握し、リハビリ支援に活用する。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繋げることができると考える。

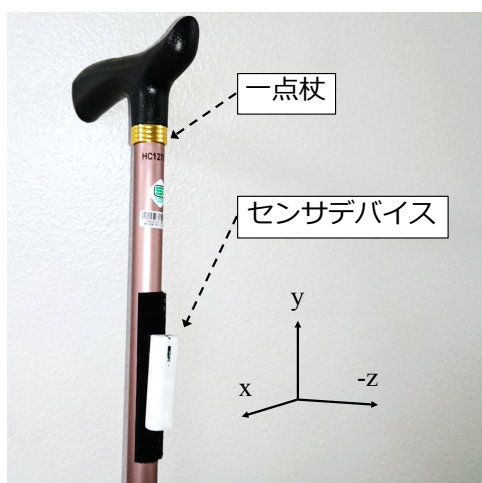


図 2 センサデバイスを装着した杖
Fig. 2 Cane attached a sensor device

2.2 杖に装着するセンサデバイス

上記のリハビリ支援を実現するためのセンサデバイスとして SenStick [10] を使用した。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 32MB のフラッシュメモリを搭載している。デバイスの大きさは、50mm × 10mm × 5mm である。センサのサンプリング周波数は最大で 100Hz に設定できる。無線通信機能もあり低消費電力な無線通信規格である 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 2 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。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 500rad/sec とした。事前調査で、サンプリング周波数が 20Hz 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 50Hz 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。

3. 杖の動作に基づく歩行動作認識

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 3 に示すように杖が接地した状態から杖の振り上げて、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 [11] や隠れマルコフを用いた手法 [12] があるが、歩行動作の検出はマイコン上でリアルタイムに行うことを想定しているため、計算資源の乏しいマイコンを考慮すると、単純なルールベースによって検出することが望

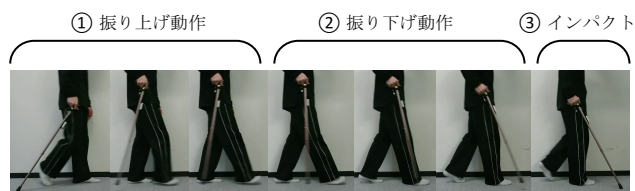


図 3 杖を使用した歩行動作
Fig. 3 Walking motion with cane

ましい。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った。

3.1 歩行データの収集実験

リハビリを専門としたデイケアセンタにて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 台の下肢装具使用者 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無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、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。

3.2 歩行時の加速度の特徴

実験で収集した歩行データを確認すると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時の 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 4 に杖を突きながら歩行した時の合成加速度 $|a|$ 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), (3), (4) で求め、その差分を式 (5) で二乗和の平方根から算出している。図 4(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図 3 で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 4(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 4(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時々発生するが、図 4(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とも、合成加速度の差分 $|\Delta a|$ では出る。

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

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

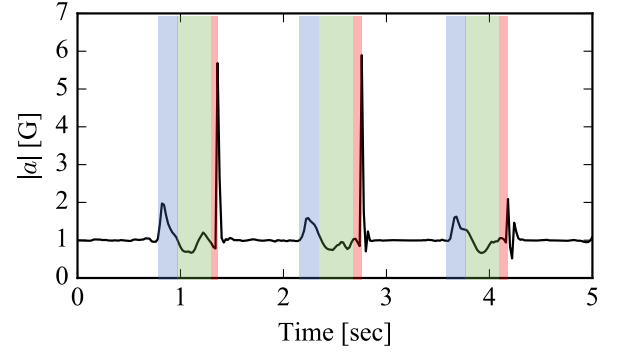
$$\Delta a_y = (a_{(y,t)} - a_{(y,t-1)}) \quad (3)$$

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

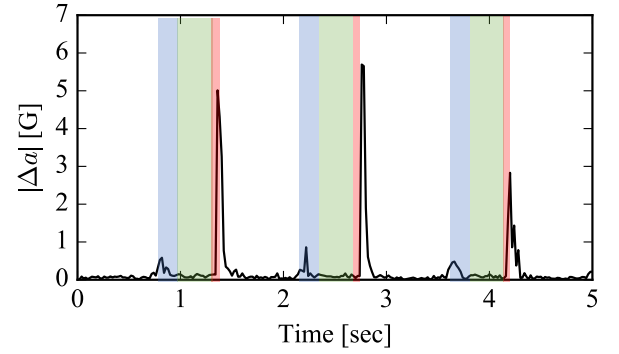
$$|\Delta a| = \sqrt{\Delta a_x^2 + \Delta a_y^2 + \Delta a_z^2} \quad (5)$$

3.3 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用いるパラメータを図 5 に示す。図 5(a) のグラフは 1 歩目の合成加速度 $|a|$ 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 5 に示しているように $T_1, T_2, P_1, P_2, P_3, P_4$ の 6 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、 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 $|a|$ ピーク値、 P_4 は杖を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。また、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。閾値は先程のパラメータに対するものの $T_{1,th}, T_{2,th}, P_{1,th}, P_{2,th}, P_{3,th}, P_{4,th}$ 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} 以外の閾値はデイクアセンタにて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、 $T_{1,th} = 0.115$, $T_{2,th} = 0.176$, $P_{1,th} = 1.107$, $P_{2,th} = 0.876$, $P_{3,th} = 2.38$, $P_{4,th} = 0.398$ 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。算出した平均値と標準偏差を表 1 に示す。



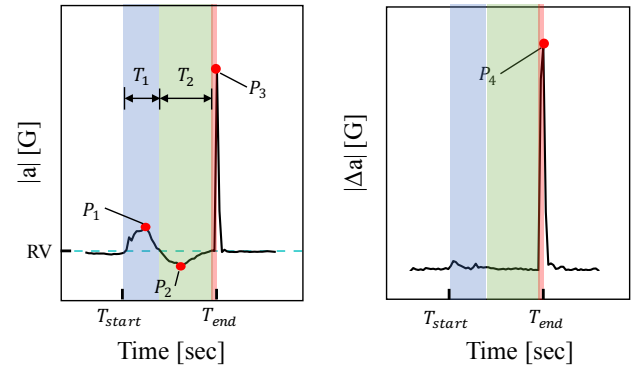
(a) 合成加速度 $|a|$ の変化



(b) 合成加速度の差分 $|\Delta a|$ の変化

図 4 杖を突きながら歩行した時のセンサデータ

Fig. 4 Sensor data of walking with cane



(a) $|a|$ のパラメータ

(b) $|\Delta a|$ のパラメータ

図 5 歩行検出のパラメータ

Fig. 5 Parameters to detect walking sequence

歩行動作検出のアルゴリズムのフローチャートを図 6 に示す。ここで、 $T_1, T_2, P_1, P_2, P_3, P_4, T_{1,th}, T_{2,th}, T_{3,th}, P_{1,th}, P_{2,th}, P_{3,th}, P_{4,th}$ は先程述べたパラメータと閾値を示し、 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 が 0 の場合は振り上げ動作の検知中、state が 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 が 2 のときは杖を床についた時のインパクトを検出している状態であることを示す。

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	0.801	0.240
T_2	0.255	0.140
T_3	0.399	0.111
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

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 motion with cane

Parameter	Description
p_1	杖を上げてから降ろすまでの時間
p_2	杖を上げてから P_1 までの時間
p_3	P_1 の値
p_4	P_1 の点から杖を降ろすまでの時間
p_5	P_1 の点までの加速度の総和
p_6	P_1 移行の加速度が 1.0 以下になった時間の総和
p_7	P_2 の値
p_8	P_1 から P_2 の時間
p_9	P_1 から P_2 の加速度の合計
p_{10}	P_3 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 の時の角度 (x, y, z)
p_{23-25}	P_2 の時の角度 (x, y, z)
p_{26-28}	P_3 の時の角度 (x, y, z)

表 3 決定係数が 0.25 以上のパラメータ

Table 3 Parameters that coefficient of determination is 0.25 over

Parameter	R^2	R
p_{14}	0.750	-0.866
p_{17}	0.747	0.864
p_{26}	0.559	-0.747
p_{19}	0.464	0.681
p_{23}	0.459	-0.600
p_1	0.329	0.574
p_6	0.293	0.541
p_{28}	0.288	-0.537

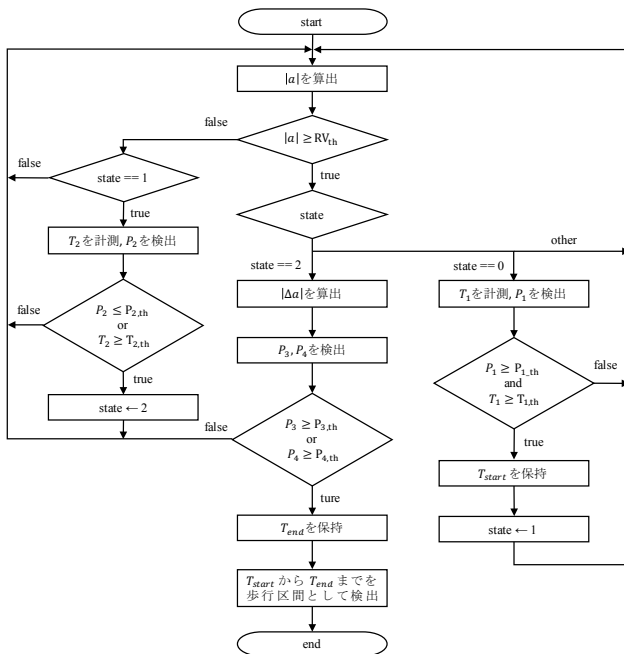


図 6 歩行動作アルゴリズムのフローチャート

Fig. 6 Flowchart of walking motion detection algorithm

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。合成加速度 $|a|$ が基準値 RV_{th} を超えた場合、時間 T_1 を計測しつつ、ピーク値 P_1 を検出し、時間 T_1 とピーク値 P_1 が共に閾値 $T_{2,th}$, $P_{1,th}$ 以上であった場合、振り上げ動作を検知して T_{start} を計測後、state を 1 とする。その後、杖の振り下げ動作を検知するため、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 を計測しつつ、ピーク値 P_2 を検出する。時間 T_3 が閾値 $T_{3,th}$ 以上になるか、ピーク値 P_2 が閾値 $P_{2,th}$ 以下になった場合、杖を振り下げている状態であることを検知して state を 2 とする。state の状態が 2 となり、再び合成加速度 $|a|$ が基準値 RV_{th} を超えたときに、杖を床に接地したときのインパクトを検出するため、合成加速度 $|a|$ と合成加速度の差分 $|\Delta a|$ を算出し、そのどちらかが閾値 $P_{3,th}$, $P_{4,th}$ を超えた場合、杖が床に突いたと判断して、 T_{end} を計測後、 T_{start} , T_{end} を歩行動作として検出する。

3.4 歩行距離の推定モデル

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、信号を渡り切るのに必要な 1m/sec [13] 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 [14] を行うことができ、歩行速度が 1m/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わかっている [15]。杖を突いたときの歩行距離と移動時間がわかれば、歩行速度を得ることができる。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を推定を行う。歩行距離の推定には、3.3 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処理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。表 2 に今回抽出したパラメータを示す。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。なお、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 3.1 節で収集したデイクアセンタのデータを使用し、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。全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 0.25 以上であったパラメータを表 3 にまとめた。特徴として、 x 軸の角度、 z 軸の角度、杖を突く時間に関するパラメータが歩行距離に相関していた。特に、 x 軸の角度と相関が高い傾向にあった。これは杖の一突ききの歩行距離が長くなることと x 軸へ杖を振る角度も大きくなるためであると考えられる。

相関分析の結果を元に歩行距離の推定を行う重回帰モデルの構築を行う。重回帰モデルのパラメータには、表 3 において、決定係数が顕著に高い 2 つのパラメータ (p_{14}, p_{17}) を使用した。モデルには最小二乗法でフィッティングを行った。導出した重回帰式を以下に示す。

$$d = b_0 + b_1 p_{14} + b_2 p_{17} \quad (6)$$

ここで、 d は推定した歩行距離 [m] で、式の各係数は $b_0 = 0.265, b_1 = -0.0138, b_2 = 0.695 \times 10^{-2}$ となった。

4. 評価実験

4.1 実験内容

構築した杖の歩行動作検出アルゴリズムと歩行距離の推定の精度を評価するための実験を行った。実験では、実験協力者に直線の道に対して杖での歩行を行うよう指示した。歩行の仕方に関しては、自由に歩行するように指示した。そして、10 回杖を突いたら停止させ、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。実験協力者は普段杖を使用していない 20 歳前半の健康者 8 名であり、デイクアセンタの訪問高齢者やスタッフの方々には含まれていない。

4.2 歩行動作の検出精度

3.3 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 4 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。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、評価を行った。表 4 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、おおむね歩行動作を検出可能であることを確認した。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」によるものであった。歩行動作の未検出は、歩行評価に影響を与える可能性があるため、未検出数を減らすことを今後の課題とする。

表 4 歩行動作の検出結果

Table 4 Result of walking motion detection

実験協力者	回数	歩行の検出	検出数 (未検出数)
A	1	ooooooooo×	9 (1)
	2	oooooooooo	10 (0)
B	1	oooooooooo	10 (0)
	2	oooooooooo	10 (0)
C	1	oooooooooo	10 (0)
	2	oooo×ooooo	9 (1)
D	1	oooooooooo	10 (0)
	2	oooooooooo	10 (0)
E	1	oooooooooo	10 (0)
	2	oooooooooo	10 (0)
F	1	oooooooooo	10 (0)
	2	oooo×o×o×o	7 (3)
G	1	oooooooooo	10 (0)
	2	oooooooooo	10 (0)
H	1	ooo××ooooo	8 (2)
	2	oooooooooo	10 (0)

表 5 歩行距離推定の結果

Table 5 Result of walking distance estimation

実験協力者	回数	歩行距離 [m]	推定距離 [m]	精度 [%]
A	1	14.28	12.25	85.80
	2	13.23	11.61	87.75
B	1	12.92	9.93	76.84
	2	12.55	9.47	75.47
C	1	18.23	16.15	88.58
	2	17.31	16.13	93.19
D	1	10.75	9.62	89.47
	2	10.74	9.92	92.32
E	1	9.95	9.79	98.43
	2	9.65	8.79	91.11
F	1	14.65	10.08	68.82
	2	9.65	8.79	91.11
G	1	11.60	8.68	74.87
	2	11.40	8.38	73.47
H	1	18.89	15.85	83.90
	2	18.16	15.61	85.97

4.3 歩行距離の推定精度

デイクアセンタのデータで構築した重回帰モデルを用いて、歩行距離の推定を行った。杖での歩行動作が検出が全て行えたと仮定し、杖の一突きごとのパラメータを抽出して歩行距離を推定した。表 5 に評価結果を示す。

歩行距離の推定精度は、平均が 83.79%、標準偏差が 8.63%、最大が 98.42%、最小が 68.82% であった。他のパラメータを増やした重回帰モデルを構築して検証も行ったが、このモデルでの精度が最大であった。表 5 を見ると、人による精度のばらつきがわかる。例えば、協力者 E の精度は 2 回とも 90% を超えているのに対して、被験者 G の精度は 2 回とも 70% 前半である。距離が長さ精度との関係は

あまり見られない。このことから、人によって推定精度に影響があることがわかる。しかし、デイケアセンタのデータで構築したモデルで平均 80%の精度が出たことから、人による依存はあるもの歩行距離の推定がある程度できることが確認できた。

5. 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 [16]、靴 [17,18]、腰 [3,19]、腕 [20] や室内に設置したカメラ [21] 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 SmartCane というセンサを組み込んだ杖の開発している [22]。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 [23] 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 [24]。しかしながら、これらのセンサ杖での歩行評価は行われていない。また、Huang らは正しい杖の使い方を知っている高齢者が少ない [25] ということから、深度センサによる杖の使い方の評価システムを構築している [26]。このシステムでは、正しい杖の推薦や正しい歩き方のトレーニングを行うことができる。

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 [27] 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 [28] 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 [29] 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 [30] 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。

6. 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デイケアセンタで収集した歩行データから決定し、普段、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 83.79%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評価の基本的な指標である歩行速度をある程度推定できることできるといえる。

今後は、歩行データを更に収集することで、歩行動作の検出と歩行距離の推定の精度の向上を行い、実環境で使え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。また、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」代表湯川直紀様及び施設のスタッフや施設利用者の方々には、実験に協力して頂き、心から感謝申し上げます。ここに感謝の意を表する。

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] 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).
- [10] Nakamura, Y., Arakawa, Y., Kanehira, T. and Yashimoto, K.: SenStick 2: Ultra Tiny All-in-one Sen-

- sor with Wireless Charging, *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct*, UbiComp '16, New York, NY, USA, ACM, pp. 337–340 (online), DOI: 10.1145/2968219.2971399 (2016).
- [11] Sakurai, Y., Faloutsos, C. and Yamamuro, M.: Stream monitoring under the time warping distance, *Data Engineering, 2007. ICDE 2007. IEEE 23rd International Conference on*, IEEE, pp. 1046–1055 (2007).
 - [12] 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, *Proceedings of the 8th Augmented Human International Conference*, AH '17, New York, NY, USA, ACM, pp. 17:1–17:8 (online), DOI: 10.1145/3041164.3041186 (2017).
 - [13] 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).
 - [14] 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).
 - [15] Cesari, M., Kritchevsky, S. B., Penninx, B. W., Nicklas, B. J., Simonsick, E. M., Newman, A. B., Tykavsky, 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).
 - [16] Giggins, O., Kelly, D. and Caulfield, B.: Evaluating rehabilitation exercise performance using a single inertial measurement unit, *Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth)*, 2013 7th International Conference on, IEEE, pp. 49–56 (2013).
 - [17] 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?, *Proceedings of the 2014 ACM international joint conference on Pervasive and ubiquitous computing*, ACM, pp. 481–485 (2014).
 - [18] Postolache, O., Ribeiro, M., Girão, P. S., Dias Pereira, J. and Postolache, G.: Unobtrusive sensing for gait rehabilitation assessment, *Proceedings of the 8th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering), pp. 386–389 (2014).
 - [19] O’Neil, C., Dunlop, M. D. and Kerr, A.: Supporting sit-to-stand rehabilitation using smartphone sensors and arduino haptic feedback modules, *Proceedings of the 17th International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services Adjunct*, ACM, pp. 811–818 (2015).
 - [20] 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, *Proceedings of the 8th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering), pp. 402–405 (2014).
 - [21] Uelschen, M. and Eikerling, H.-J.: A mobile sensor system for gait analysis supporting the assessment of rehabilitation measures, *Proceedings of the 6th ACM Conference on Bioinformatics, Computational Biology and Health Informatics*, ACM, pp. 96–105 (2015).
 - [22] 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, *Proceedings of the ICST 3rd International Conference on Body Area Networks*, BodyNets '08, ICST, Brussels, Belgium, Belgium, 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).
 - [23] 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, *Proceedings of the Fourth International Conference on Body Area Networks*, BodyNets '09, ICST, Brussels, Belgium, Belgium, ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering), pp. 8:1–8:8 (online), DOI: 10.4108/ICST.BODYNETS2009.5873 (2009).
 - [24] 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).
 - [25] Liu, H. H., Eaves, J., Wang, W., Womack, J. and Bullock, P.: Assessment of canes used by older adults in senior living communities, *Archives of gerontology and geriatrics*, Vol. 52, No. 3, pp. 299–303 (2011).
 - [26] Huang, M., Chen, Y., Ji, W., Ma, X., Zhang, J., Fan, Y. and Dai, L.: CaneFitter: Investigation on Appropriate Cane Selection and Proper Cane Use for the Elderly, *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*, UbiComp/ISWC'15 Adjunct, New York, NY, USA, ACM, pp. 217–220 (online), DOI: 10.1145/2800835.2800927 (2015).
 - [27] Shih, W.-Y., Chen, L.-Y. and Lan, K.-C.: Estimating walking distance with a smart phone, *Parallel Architectures, Algorithms and Programming (PAAP)*, 2012 Fifth International Symposium on, IEEE, pp. 166–171 (2012).
 - [28] 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, *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*, IEEE, pp. 5719–5722 (2007).
 - [29] 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 Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 59, No. 10, pp. 2884–2892 (2012).
 - [30] 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).