

FESのための歩行周期検出システムの開発と評価

木澤 悟・武田 康平*

Development and Evaluation of Gait Cycle Detection System for FES

Satoru KIZAWA and Kohei TAKEDA

(平成 26 年 12 月 12 日 受理)

After stroke or spinal cord injury, hemiplegic patients often suffer from drop foot. Recently, the correction of drop foot using functional electrical stimulation (FES) have been studied. FES is the technique that stimulate peripheral nerves using electrical current from external device to control muscle. Correction of gait using FES for drop foot patients is permitted by stimulation to common fibular nerve and dorsiflexion toe during swing phase, therefore it is needs device detecting swing phase on gait cycle. We have developed new system that combined tri-axial accelerometer and gyroscope attached on patellar tendon and the use of Neural Network learning, and proposed FES system for drop foot patient. In order to verify usability of system, we tested to non-handicapped person as a preliminary step of clinical trials.

Keywords: Functional electrical stimulation (FES), Gait cycle detection, Hemiplegia, Inertia sensor

1. 緒言

下垂足患者は歩行において爪先を十分な高さまで上げられず、躓きやすく危険である。近年、脳の代わりに外部の装置から電気刺激を与える機能的電気刺激（以下 FES）を用いた歩行再建が研究されている。

FES を用いた下垂足患者の歩行再建においては、遊脚期中に総腓骨神経を電気刺激して足を背屈させることで動作の再建が可能となる。このため、歩行中遊脚期を検出する装置が必要である。本研究では片麻痺患者の膝蓋腱上に慣性センサ（3 軸加速度センサおよび 1 軸ジャイロセンサ）を装着し、Neural Network(以下 N.N.)と組み合わせることで遊脚期を推定するシステムを開発し、歩行再建における新しい FES システム

を提案した。またシステムの有用性を検証するため、臨床実験の前段階として健常者を対象として実験を行った。

2. 実験装置

2.1. 歩行周期推定システムの原理

歩行は一定動作の繰り返しであり、足が地面に付いている間を立脚期、足が地面から離れている間を遊脚期という。下垂足患者は遊脚期中につま先が上がらないため、地面から十分な高さがとれず躓きやすい。FES を用いた下垂足患者の歩行再建では、遊脚期中に総腓骨神経に電気刺激を与えることにより、つま先を上げさせることで歩行を補助する。FES による歩行再

*秋田高専専攻科学生

建のイメージを Fig.2-1 に示す。図は麻痺側の足の踵にヒールスイッチが装着されており、ヒールスイッチが OFF 状態になることで遊脚期を判断して、FES システムからすねに貼られた電極パッドを通じて電気刺激を送り(電気刺激 ON), 麻痺側のつま先を背屈させて、つま先を上げて歩行を再建する様子である。従来システムでは靴底に取り付けたヒールスイッチを用いて遊脚期を検出していたが、使用者の違和感やスイッチの耐久性などの問題があった。これを改善するために、本研究では片麻痺患者の膝蓋腱上に 3 軸加速度センサと 1 軸ジャイロセンサを一体化した慣性センサを装着し、Neural Network(以下 N.N.)と組み合わせることで遊脚期を推定するシステムを提案した。その原理を Fig.2-2 に示す。N.N.は人の脳神経系の情報処理を模した機械学習の一種で、パターン認識を得意とする。ヒールスイッチと慣性センサの情報を基に N.N. 学習を行い、学習によって得られた重み関数、閾値およびプログラムをマイコンに書き込んで遊脚期推定システムを構築する。学習後、実装実験では 3 軸加速度センサおよび 1 軸ジャイロセンサの情報をマイコンに入力し、慣性センサ情報をもとに推定システムによって遊脚期または立脚期を判定、電気刺激装置を制御する。

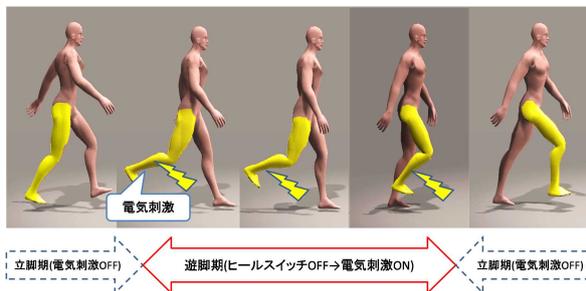


Fig. 2-1 FES による下垂足患者の歩行再建

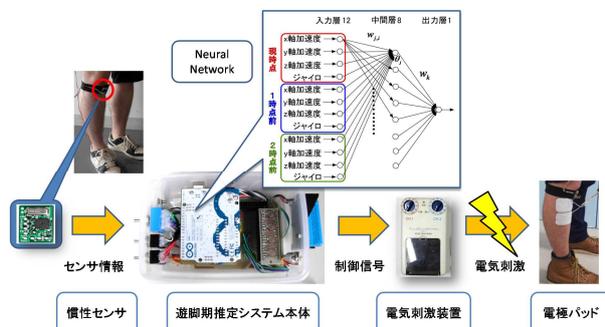


Fig. 2-2 遊脚期推定システム

2.2. 遊脚期推定システムの構成

Fig.2-3 に遊脚期推定システムの構成と装着図を示す。システムは遊脚期推定システム本体、慣性センサ(3 軸加速度センサ, 1 軸ジャイロセンサ), ヒールスイッチ, データロガーから構成され、データロガーは、歩行時の全てのセンサとヒールスイッチの歩行状態を記録するためのものである。なお、ヒールスイッチおよび慣性センサは右足に装着した。また、N.N.学習および推定精度の評価に用いるヒールスイッチは靴底の踵部に入れている。次に各構成要素について述べる。



Fig. 2-3 遊脚期検出システムの装着図

1) 歩行周期検出システム本体

Fig.2-4 に歩行周期検出システム本体を示す。本システムは、マイクロプロセッサに AVR マイコン ATmega328 を搭載したマイコンボード Arduino Uno を使用し、N.N.によって算出された重み関数、閾値およびプログラムを随時書き込むことができる組み込みシステムである。また、センサから入力される信号を平滑化処理するローパスフィルタを搭載した。これはノイズを除去することで N.N.の学習を円滑化し、誤作動を抑えるために用いた。なお、本装置は抵抗部が異なる基板に交換することで遮断周波数が変更できるが、先行研究の結果を踏まえ 5[Hz]に固定している。また、ソフトウェア上で移動平均を用い、推定システムに入力するセンサ情報を平滑化して精度を高めるよう工夫している。

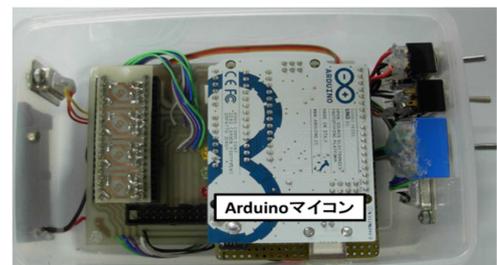


Fig. 2-4 遊脚期検出システム本体

2) 慣性センサ

慣性センサは Fig.2-5 に示す日立金属 3 軸加速度センサ H48C および Fig.2-6 に示す村田製作所 ジャイロセンサ ジャイロスター-ENC-03R を 1 基板上に搭載した。センサの仕様を Table.1 に示す。次に慣性センサを膝に装着した図を Fig.2-8 に示す。3 軸加速度センサの X 軸は遊脚期の上下方向, Y 軸は左右方向, Z 軸は前後方向の加速度を検知する。また, ジャイロセンサは Y 軸回りを測定し, 膝の回転角速度を検知する。



Fig. 2-5 3軸加速度センサ Fig. 2-6 1軸ジャイロセンサ Fig. 2-7 一体型慣性センサ

Table.1 センサの仕様

日立金属 3軸加速度センサH48C			
供給電圧[V]	検出範囲[g]	感度[mV/deg/s]	応答性[Hz]
2.2~3.6	±3	333	500
村田製作所 1軸ジャイロセンサENC-03R			
供給電圧[V]	検出範囲[g]	感度[mV/deg/s]	応答性[Hz]
2.7~5.25	±300	0.67	50

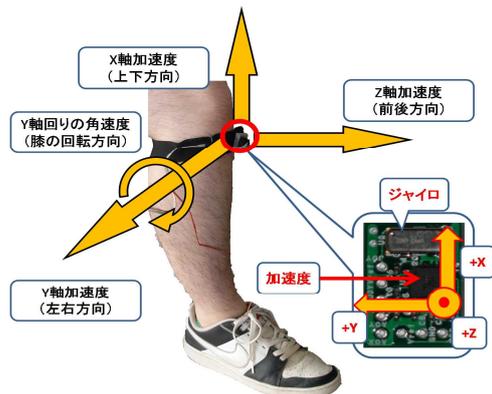


Fig. 2-8 慣性センサの膝装着図

3) ヒールスイッチ

従来装置では遊脚期検出に用いたが, 本研究では N.N. 学習の教師信号用及び遊脚期推定の評価用にヒールスイッチ信号を用いる。Fig.2-9 に示すようにヒールスイッチは靴の中敷きの踵部に固定されており, 被験者に合わせ中敷きの大きさとスイッチの取り付け位置を調節して使用する。

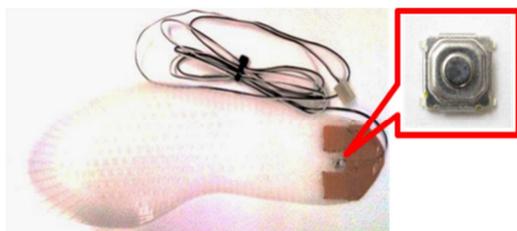


Fig. 2-9 ヒールスイッチ

4) データロガー

データロガーは日置電機 MEMORY HILOGGER 8430 を使用し, 歩行中の加速度センサの X 方向・Y 方向・Z 方向の信号およびジャイロセンサの信号, ヒールスイッチの波形, マイコンから出力される遊脚期指定信号を記録する。サンプリング間隔は 10[msec] とした。

2.3. 実験の手順の概要

実験の手順を Fig.2-10 に示す。提案した推定システムに N.N.によるアルゴリズムを用いている。そのため, 学習によって事前に重み関数や閾値といった学習パラメータを取得しておく必要がある。予め, 事前の N.N. 学習により重み関数と閾値を算出し, 組み込みシステムである遊脚期検出システムの Arduino マイコンに書き込む。実装実験では, 慣性センサを入力信号として推定システムに入力し, 遊脚期の状態であると判断した時に推定信号を出力する。そして, 臨床応用の場合はこの推定信号を刺激装置に入力し, 前脛骨筋を刺激し足を背屈させることになる。以降で N.N.学習および実装実験の詳細を示す。

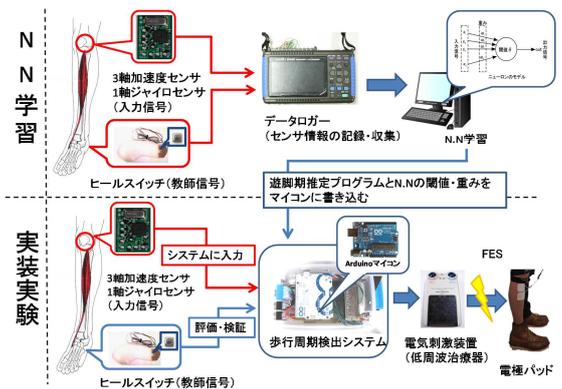


Fig. 2-10 実験の手順

2.3.1. N.N. 学習と組み込み

Fig.2-11 にデータロガーで記録された慣性センサ信号とヒールスイッチ信号の例を示す。フットスイッチの信号は, 1[V]が立脚状態, 0[V]が遊脚状態を示す。Fig.2-12 に N.N.の構造を示す。N.N.では入力層, 中間層および出力層を構成する各要素(パーセプトロン)にそれぞれ重みをつけて合計し, その値が閾値 θ を超えるとニューロンが発火し出力される。本システムにおける N.N.学習は, 教師信号としてヒールスイッチの情報を, N.N.の入力信号として膝に取り付けた 3 軸加速度センサおよび 1 軸ジャイロセンサの情報を用い, 出力信号が教師信号と一致するよう重み関数, 閾値を調整する。N.N.の出力信号遊脚状態を示す Low 信号

または立脚状態を示す High 信号を出力するよう設計した。先行研究の結果を踏まえ、動的なシステムであることを考慮し、N.N.の構造は各センサ情報において、現時点、1 時点前および 2 時点前からなる 12 のパーセプトロンを持つ入力層、8 のパーセプトロンからなる中間層、出力層を 1 とした。学習はオフラインで行い、学習法には誤差逆伝播法(Back-Propagation 法)を、ソフトウェアは MATLAB Neural Network Toolbox を用いる。また、N.N.学習によって得られた重み関数と閾値を用いて、出力した遊脚期推定波形がヒールスイッチの遊脚期信号に近似しているかを確認するためのシミュレーションを行う。その結果の一例を Fig.2-13 に示す。実線は事前に学習で得たヒールスイッチの状況、破線は N.N.の学習結果の出力である。図より、シミュレーション上では N.N.推定と実際の遊脚期は十分一致しているといえる。その後、学習で求められた各要素の重み関数、閾値を遊脚期検出システム本体の Arduino マイコンに書き込み、実装実験を行う。なお、各データの時点間のサンプリング周期は、マイコンの処理速度を考慮し 10[msec]としており、これに合わせてデータロガーに取得するサンプリング時間も 10[msec]に同調してある。

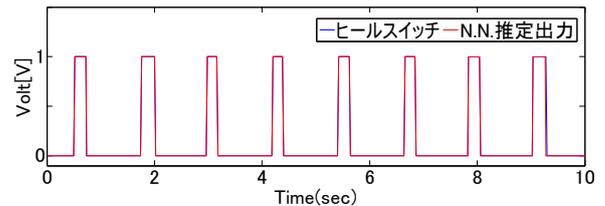


Fig. 2-13 N.N. シミュレーション結果の一例

2.3.2. 実装実験による遊脚期検出

実装実験は、前述の N.N.学習で得られた重み関数及び閾値を遊脚期推定システム本体に搭載した Arduino マイコンに書き込んだ後、遊脚期検出システム本体、慣性センサ、ヒールスイッチ、データロガーを装着して行う。データロガーを用いてヒールスイッチ信号と N.N.推定出力信号を記録し、PC 上で解析を行って評価する。評価方法については次に示す。

2.4. 推定精度の評価方法

従来、遊脚期の判断にはヒールスイッチを用いて刺激のタイミングの信号を FES システムに送っていたが、開発した遊脚期推定システムはソフトウェアを使ったシステムなため、時間的な遅れが避けられない。その遅れについては、0.1[sec]前後であれば特に問題がないといわれている。また、推定エラーはリハビリ機器に対する信頼性や安全性に直結する問題であるので、遊脚期検出システムの信頼性を評価するため、以下の 2 点について検討を行った。

1. 遊脚期開始および遊脚期終了の遅れ時間
2. 歩行中の推定出力エラー

Fig.2-14 に評価方法を示す。破線は本システムの N.N.の出力信号、実線はヒールスイッチ信号である。前述のとおり、ヒールスイッチは踵部に装着され、ON 状態は踵部が地面に接地し始めてからつま先が離れるまでの立脚期、OFF 状態は足が地面を離れてから踵が地面に付き始めるまで直前までの遊脚期である。よって信号の立下りエッジが遊脚期開始時間、信号の立ち上がりエッジが遊脚期終了時間となる。このことから、システムの入力信号とフットスイッチ信号を比較し、立下りエッジのずれが遊脚期開始遅れ時間、立ち上がりエッジのずれが遊脚期終了遅れ時間となる。FES による歩行再建においてはより正確なタイミングでの電気刺激を求められるため、この遅れ時間が短いほど推定システムの精度が高いものとする。実験では右足の 1 歩ごとの遊脚期開始遅れ、遊脚期終了遅れを求めて、それぞれの右足の総歩数の遊脚期開始遅れの平均値および遊脚期終了遅れの平均値を用いて評価した。また、本来、出力してはいけないタイミングに推定信号が出

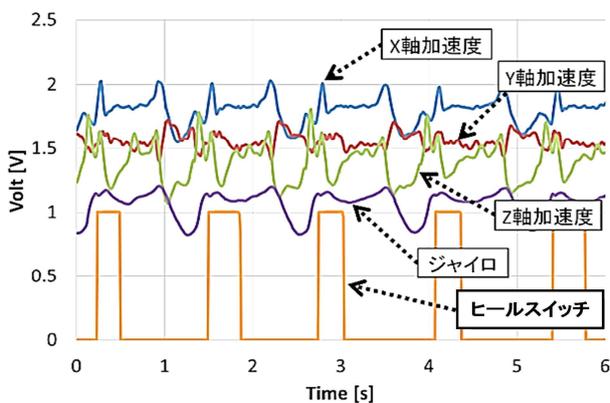


Fig. 2-11 学習用のセンサ情報と教師信号

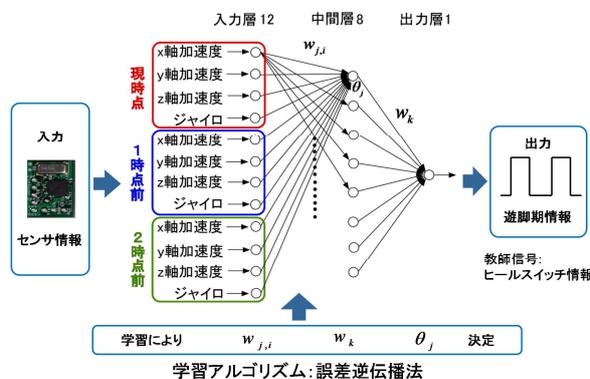


Fig. 2-12 N.N.の構造

力される,あるいは本来,出力されるべきタイミングで出力されない波形を推定エラーとする. 推定出力エラーは下垂足患者の歩行再建において危険な要素であるため,開発したシステムの安全性や信頼性に関わる. そのため,推定エラー数および全体の歩数に占める推定エラーの割合を求め,その値が小さいものほど信頼性が高いものとする. 実験では右足の総歩数に占めるエラー回数の割合をエラー率とし,評価した.

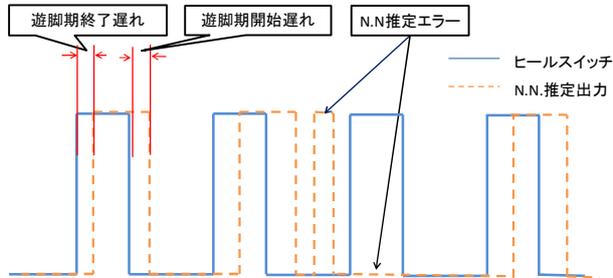


Fig. 2-14 遊脚期推定の信頼性の評価方法

3. 基本実験(水平直線歩行)

はじめに,開発した遊脚期推定システムが,通常の平坦な直線歩行において,遊脚期を推定できるかどうかの基礎的な実験を行った. また,本来は下垂足患者に臨床実験を行い,本システムの有効性を確認すべきではあるが,システムの安全性と信頼性を検証するために,健常者5名で水平な床面で直線歩行を行った.

3.1. 実験内容

実装実験は予め学習により重み,閾値パラメータを装置に設定しておく必要があるが,N.N.学習に使用するデータ長さを60秒と90秒の2種類用意し,学習時間の違いによる推定精度を比較した.これは先行研究により得られている知見で,学習に用いるデータ量が推定結果に影響するためである.しかしながら,データ量を増やすと計算時間がかかるため,先行研究で得られた結果から,60秒以上のデータ量があれば概ね良好な結果が得られているので,60秒と90秒を比較検討した.以下に実験手順を示す.

- 1) はじめに学習用のデータを取得するために Fig.3-1 に示す平面床の直線コースを約 100 秒間,通常歩行をし,被験者の 3 軸加速度センサ,1 軸ジャイロセンサ,ヒールスイッチ信号をデータロガーで記録する.
- 2) 学習用データとして各センサ情報,ヒールスイッチ信号のうち 60 秒間,90 秒間分のデータを抽出し,それぞれの時間分で N.N.学習を行って重み関数,閾値を算出する.

- 3) 学習で得られた閾値,重み関数を遊脚期推定システム本体内の Arduino マイコンに書き込む.
- 4) 実装実験では 1)と同じ直線コースを約 100 秒間歩行し,その時に N.N.推定出力信号,ヒールスイッチ信号をデータロガーに記録する.
- 5) 実装実験で記録した各信号データのうち 90 秒分を抽出し,遊脚期開始遅れ・終了遅れ時間及び推定エラーについて評価した.

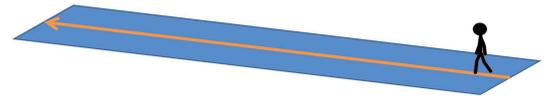


Fig. 3-1 基本実験の歩行コース

3.2. 実験結果

Fig.3-2(a),(b)はそれぞれ,実装実験における学習時間 60 秒の場合と学習時間 90 秒の場合のヒールスイッチと開発したシステムの推定出力の波形の比較の一例である.破線は N.N.による推定出力,実線はヒールスイッチの出力である.学習時間 60 秒および学習時間 90 秒ではヒールスイッチ信号と N.N.推定出力が概ね一致しており,十分に遊脚期を推定できているといえる.遊脚期開始遅れにおいて,遅れ時間のタイミングは被験者 5 人とも遅れ時間が 0.1 [sec]~0.2[sec]の間に集中し,概ね,0.1[sec]付近の遅れとなった. Table.2 には N.N.出力波形から読み取った被験者 A~E の 5 人の平均遊脚期開始遅れ時間,平均遊脚期終了遅れ時間およびエラー率を示す. Fig.3-3 は各被験者の平均した遊脚期開始遅れ時間の比較であり,奥行きが学習時間 60 秒と 90 秒の違いである.グラフから平均遊脚期開始遅れは学習時間の違いによる差異は見られず, Table.2 から学習時間 60 秒の時は,平均の遅れは 0.13[sec],学習時間 90 秒の時は,平均の遅れは 0.14[sec]であることから違いは見られない. Fig.3-4 は各被験者の平均した遊脚期終了遅れ時間の比較であり,奥行きが学習時間 60[sec]と 90[sec]の違いである.グラフから遊脚期終了遅れは学習時間が長い 90[sec]の方が若干遅れが少ないことが読み取れる. Table.2 から学習時間 60[sec]の時は 0.08[sec]であり,学習時間 90 [sec]のときは 0.06[sec]であることから,学習時間が長い方が若干,精度が上がっているといえる. Fig. 3-5 に各学習時間におけるエラー率の比較を示す.縦軸には推定エラー率,横軸には被験者,奥行きには学習時間を 2 通りとった.図より,学習時間が長

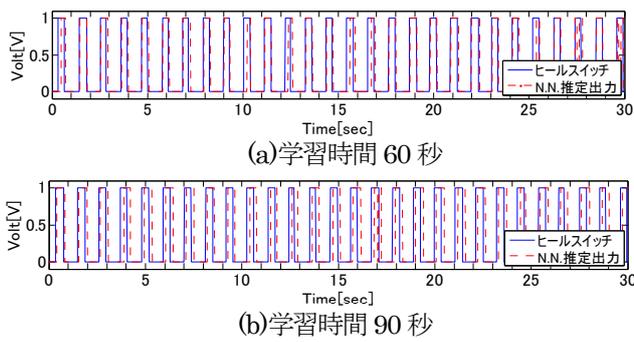


Fig. 3-2 ヒールスイッチ信号とN.N.推定出力の比較（基本実験）

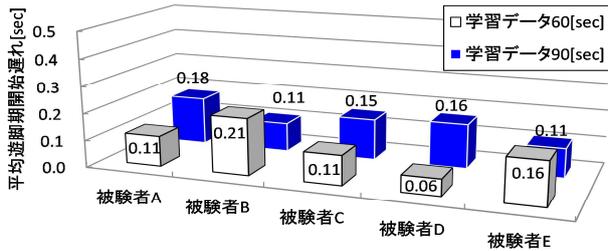


Fig. 3-3 平均遊脚期開始遅れ時間の比較

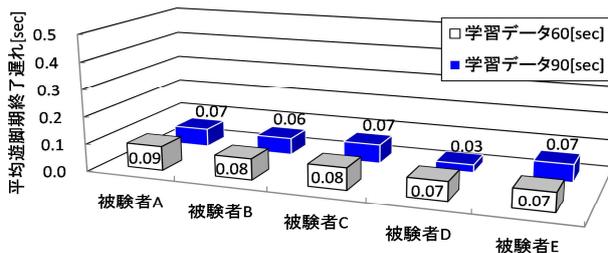


Fig. 3-4 平均遊脚期終了遅れ時間の比較

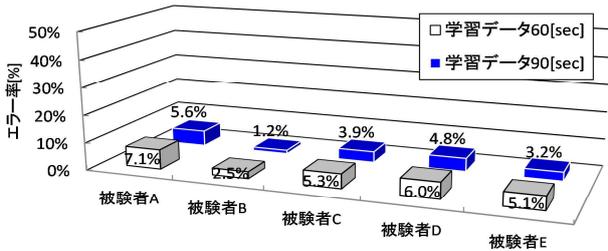


Fig. 3-5 エラー率の比較

い90[sec]の方が、推定エラーが改善されていることが分かる。Table.2から学習時間60秒の時は平均エラー率5.2%、学習時間90秒の時はエラー率3.8%であり、本システムのN.N.学習に基づく遊脚期を推定する出力はN.N.学習時間を60秒間から90秒間に長くすることより推定エラー率を約27%減少させることが可能になり、事前の学習時間を長くすれば、推定エラーを減少させ、遊脚期の推定の精度を高めることができると考えられる。

4. 応用実験

4.1. 実験内容

基本実験の結果から、本研究で提案する遊脚期推定システムが平地では有効であることが確かめられた。応用実験では本システムのさらなる実用性を検証するために階段昇降を想定し、階段と踊り場を含むコースで上昇歩行および下降歩行を行い、遊脚期を推定可能であるか検討した。応用実験に用いた階段コースをFig.4-1に示す。1階から踊り場までが14段、踊り場から2階までが6段、2階から踊り場まで11段、踊り場から3階までが9段となっており、健常者における右足の総ステップ数は平均34歩である。実験手順

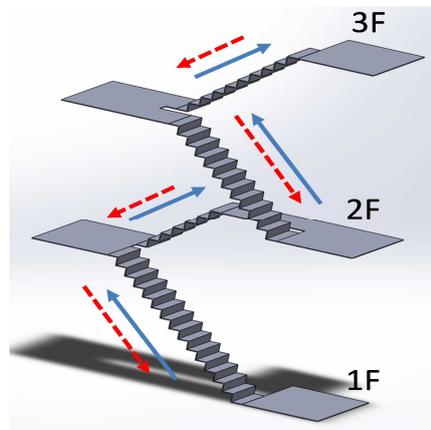


Fig. 4-1 階段コース

Table.2 基本実験の結果

		被験者A	被験者B	被験者C	被験者D	被験者E	平均
学習データ60秒	右側総歩数[歩]	70	81	76	83	79	77.8
	平均遊脚期開始遅れ[sec]	0.11	0.21	0.11	0.06	0.16	0.13
	平均遊脚期終了遅れ[sec]	0.09	0.08	0.08	0.07	0.07	0.08
	エラー歩数[歩]	5	2	4	5	4	4
	エラー率[%]	7.1	2.5	5.3	6.0	5.1	5.2
学習データ90秒	右側総歩数[歩]	71	81	76	83	93	80.8
	平均遊脚期開始遅れ[sec]	0.18	0.11	0.15	0.16	0.11	0.14
	平均遊脚期終了遅れ[sec]	0.07	0.06	0.07	0.03	0.07	0.06
	エラー歩数[歩]	4	1	3	4	3	3
	エラー率[%]	5.6	1.2	3.9	4.8	3.2	3.8

は基本実験と同様、はじめに慣性センサ及びヒールスイッチを装着した状態で歩行して N.N.学習用データを採取し、N.N.学習によって得られた重み関数、閾値を遊脚期検出システム内の Arduino マイコンに書き込み、その後、実装実験を行って評価した。なお、階段の段数は限られているため、学習用データ、学習時間の違いによる比較検討はしていない。

4.2. 実験結果

Fig.4-2(a),(b)はそれぞれの実装実験において階段上昇の場合と階段下降の場合のヒールスイッチと開発したシステムの推定出力の波形の比較である。破線はN.N.による推定出力、実線はヒールスイッチの出力である。Fig.3-2(a),(b)に示した水平直線歩行の基本実験の結果と比べ、推定波形がやや遅れて出力されていることが分かるが、N.N.推定出力はヒールスイッチの出力と概ね一致しており、遊脚期を十分推定できていることが分かる。Fig.4-3には被験者5人をまとめた平均した遊脚期開始遅れ時間の比較を示す。図の奥行きは上昇と下降の違いである。Fig.4-4には被験者5人をまとめた平均した遊脚期終了遅れ時間の比較を示す。図の奥行きは上昇と下降の違いである。Table.3にはグラフから読み取った被験者A~Eの5人分の階段昇降の平均遊脚期開始遅れ時間、平均遊脚期終了遅れ時間、およびエラー率を示す。平均した遊脚期開始遅れ

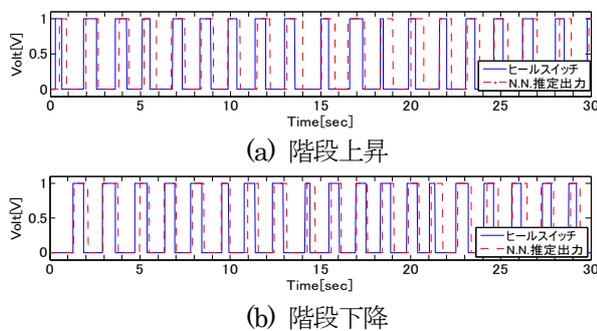


Fig. 4-2 ヒールスイッチ信号とN.N. 推定出力の比較 (応用実験)

時間は、被験者によって上昇より下降の方が遅れ時間が小さかったり、逆に下降より上昇の方が遅れ時間が小さかったり、被験者によって遅れ時間の違いがみられる。平均した遊脚期終了遅れ時間についても、被験者によって上昇より下降の方が遅れ時間が小さかったり、逆に下降より上昇の方が遅れ時間が小さかったり、被験者によって遅れ時間の違いがみられ、あまり上昇と下降で遅れ時間の差は見受けられない。Table.3からも、上昇の場合の平均遊脚期開始遅れ時間 0.27[sec]、下降の場合の平均遊脚期開始遅れ 0.20[sec]であり、一方、上昇の場合の平均遊脚期終了遅れ時間 0.12[sec]、下降の場合平均遊脚期終了遅れ時間 0.12[sec]であることから、上昇と下降での時間的な違いはないと言える。しかしながら平均遊脚期開始遅れと平均遊脚期終了遅れとで比較した場合、上昇においては、遊脚期開始遅れが 0.27[sec]、遊脚期終了遅れが 0.12[sec]であり、約半分程度、遅れが小さいことが分かる。一

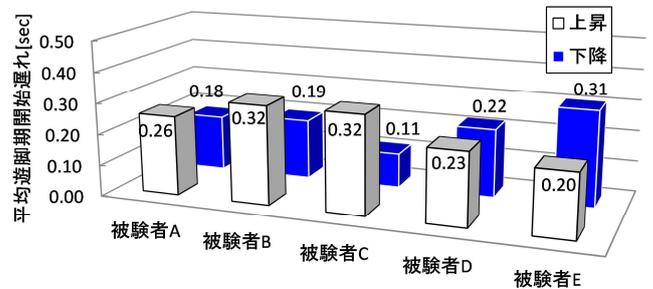


Fig. 4-3 平均遊脚期開始遅れの比較

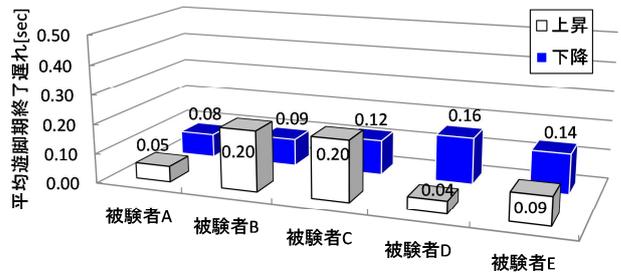


Fig. 4-4 平均遊脚期終了遅れの比較

Table.3 応用実験の結果

		被験者A	被験者B	被験者C	被験者D	被験者E	平均
上昇	右側総歩数(歩)	34	34	34	37	33	34.4
	平均遊脚期開始遅れ[sec]	0.26	0.32	0.32	0.23	0.20	0.27
	平均遊脚期終了遅れ[sec]	0.05	0.20	0.20	0.04	0.09	0.12
	エラー歩数(歩)	3	4	3	3	4	3.4
	エラー率[%]	8.8%	11.8%	8.8%	8.1%	12.1%	9.9%
下降	右側総歩数(歩)	34	36	32	35	35	34.4
	平均遊脚期開始遅れ[sec]	0.18	0.19	0.11	0.22	0.31	0.20
	平均遊脚期終了遅れ[sec]	0.08	0.09	0.12	0.16	0.14	0.12
	エラー歩数(歩)	2	3	3	1	3	2.4
	エラー率[%]	5.9%	8.3%	9.4%	2.9%	8.6%	7.0%

方, 下降においても, 平均遊脚期開始遅れが 0.20[sec], 平均遊脚期終了遅れが 0.12[sec]であり, 上昇同様に半分程度で遊脚期終了遅れの方が遅れが小さく精度が良いと言える。また, 基本実験の水平直線歩行と比べた場合, 平均遊脚期開始遅れ時間は約 1.5 倍程度遅くなり, 平均遊脚期終了遅れ時間においても約 2 倍程度遅くなっており, 水平直線歩行よりは若干. 精度が減少している。Fig.4-5 に被験者 A~E の 5 人の上昇と下降の違いによるエラー率の比較を示す。縦軸は推定エラー率, 横軸は被験者, 奥行き軸は上昇と下降の違いである。被験者によって上昇と下降の推定エラーに大きな差がないと言える。Table.3 から 5 人の平均値で見ると, エラー率は上昇で 10%, 下降で 7%程度であり, 若干, 下降において精度が良いと言えるが, 平均的に 10%程度の推定エラーが生じている。基本実験の水平歩行のエラー率に比べ, 推定エラーが増加し, 推定精度が低くなっている。推定エラーが増加した要因として考えられることは, 水平歩行実行とは異なり階段の段数が多くとれず, 結果として学習用のデータ量が小さくなり, N.N.による学習が十分でなくなり, 様々な状況に対応する汎化能力の低下が考えられる。その他, 推定エラー率を抑えるためには, 事前の学習量を増やすために, 階段を 1 回だけ上り下りするのではなく, 数回往復させて学習量を増やす必要があると思われる。

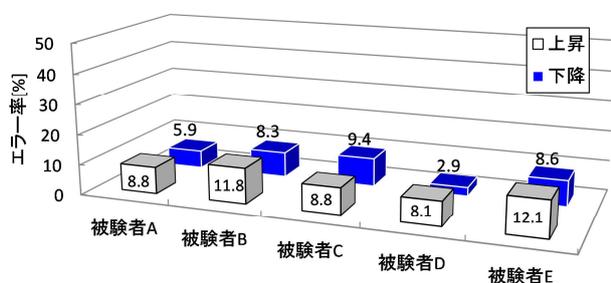


Fig. 4-5 エラー率の比較

5. 結言

提案したシステムの有効性を検証するため, 臨床実験の前段階として健常者に対して実験を行った。基本実験では単純なコースにおいて N.N.学習に用いるデータの長さによる違いを検証し, 応用実験ではより実践的な階段と踊り場を含むコースで実験を行った。

平坦な直線歩行である基本実験では, N.N.学習時間を 60 秒間から 90 秒間に長くすることより推定エラー率を約 27%減少させることができた。平均遊脚期開始遅れは学習時間 60 秒, 90 秒での違いは見られなかつ

たが, 平均遊脚期終了遅れは若干の改善が見られた。これは学習時間が長くなったことにより歩行の情報が N.N.学習に十分反映されたためであると考えられる。本システムは平坦な直線歩行においては歩行中遊脚期を十分に推定できているといえる。

階段と踊り場を組み合わせた応用実験では, 階段上昇, 下降共に基本実験に比べ平均遊脚期開始遅れ時間は約 1.5 倍程度遅くなり, 平均遊脚期終了遅れ時間においても約 2 倍程度遅くなっており, 水平直線歩行よりは若干. 精度が減少した。概ね遊脚期の推定ができていたといえるが, 遊脚期推定システムの実用化に向けてはさらなる改善が必要である。遅れ時間及びエラー率の増加の原因として, 階段コースの長さの都合によって十分な N.N.学習時間を確保できなかったことが考えられる。今後の課題として, 遅れ時間およびエラー率を改善する方法として, 階段を 1 回だけでなく複数回往復して事前の N.N.学習量を増やすことが考えられる。

参考文献

- 1) 工藤, 木澤, 慣性センサを用いた歩行周期検出システムの評価, 独立行政法人 国立高等専門学校機構 秋田工業高等専門学校 研究紀要 第 49 号, pp9-16, (2014.2)
- 2) Tomite, T., Shimada, Y., Matsunaga, T., Sasaki, K., Yoshikawa, T., Iwami, T., Gait Cycle Detection Using Tri-Axial Accelerometer and a Gyroscope in Hemiplegic Patients, Akita journal of medicine, 38(3-4), pp.105-110, (2012.12)