

慣性センサを用いた歩行周期検出システムの評価

木澤 悟・工藤 諄大*

Evaluation of Gait Cycle Detection System Using Inertial Sensor

Satoru KIZAWA and Tomohiro KUDO

(平成25年11月29日受理)

The purpose of this study is to evaluate the capability for gait cycle detection using a tri-axial accelerometer and gyroscope. After stroke or traumatic brain injury, hemiplegic patients often suffer from drop foot. Recently, an approach to management of drop foot is a functional electrical stimulation (FES) system, which can maintain the foot in a natural position to prevent it from dragging during the swing phase of gait. However, it is necessary for FES system to detect the timing of the swing phase in order to control the electrical stimulation. So far a heel sensor have been used to detect whether it is a timing of swing phase, but the heel sensor have problem of durability and discomfort during gait, therefore, we have studied another approach to detect the swing phase by using a tri-axial accelerometer, a gyroscope and the use of Neural Network Learning. As a result of assuming various courses and having tested it, although errors and delay times were slightly observed in the output of the sensor signals of the gait cycle detection system, non-handicapped persons who asked to walk by the developed system with FES could obtain a better walking ability.

1. 緒言

機能的電気刺激（FES）は、脳卒中や脊髄損傷などにより損なわれた運動機能に対し電気刺激を用いて麻痺した筋肉を収縮させ動作を再建させる先端医療である。これまで FES による片麻痺下垂足歩行の再建では、踵部に装着したフットスイッチで歩行遊脚期を検出し、足首の背屈運動に重要な前脛骨筋を刺激しリハビリを行っていた。これに対し、著者らは、フットスイッチによる遊脚期のタイミング情報を得ることの代替えとして、片麻痺患者の膝蓋腱上に慣性センサとして 3 軸加速度センサおよび 1 軸ジャイロセンサを装着し、それらのセンサ情報とパターン解析が得意な Neural Network（以下 N.N.）を組み合わせることで、歩行中の遊脚期情報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 システムを提案してきた。本研究では、提案したシステムの有効性を検証するための臨床実験の前段階として、健常者に対して行った。また、検証実験は片麻痺患

* 秋田高専専攻科学生

者に適応したことを想定し、健常者に対しても FES による電気刺激を与えて、開発した本システムの信頼性の評価を行った。

2. 実験装置

2.1. 歩行周期検出システムの構成

Fig.1 に歩行遊脚期検出システムの装着図を示し、システムは、歩行周期検出システム本体、慣性センサ（3 軸加速度センサ及び 1 軸ジャイロセンサ）、フットスイッチ、データロガー、電気刺激装置である低周波治療器、表面電極パットの 6 点で構成される。Fig.2 には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秋月製の H8-3052F(25[MHz])を利用しており、N.N. による学習後に随時プログラムが更新可能な組み込みシステムである。また、各センサのノイズを除去して、学習演算の円滑化及び誤作動を抑えるために Fig.3 に示す LPF（Low Pass Filter）を搭載し、抵抗部が異なる基板を交換することにより遮断周波数を変更することが可能である。本システム

では、先行研究の結果から判断してLPFは5[Hz]に固定した。また、ソフトウェア上でも移動平均を用いてデータの平滑化をし、出力信号の精度を高めるように工夫している。Fig.4にはフットスイッチを示す。従来、フットスイッチは遊脚期を判断して電気刺激のタイミングを知る信号として用いられていたが、本研究においてはN.N.の学習用のデータの教師信号用および遊脚期の確認用にフットスイッチ信号を用いている。このフットスイッチは靴の中敷きの踵部に固定されており、フットスイッチを取り付けた中敷きは被験者のサイズに合わせて製作した。Fig.5には慣性センサを示す。慣性センサには日立金属株式会社製の3軸加速度センサ(H48C)と村田製作所製の圧電振動ジャイロセンサジャイロスター(ENC-03R)で構成され、1基板上に3軸加速度センサと1軸ジャイロセンサが搭載されている。なお、3軸加速度センサの主な仕様はTable.1に示し、1軸ジャイロセンサの主な仕様はTable.2に示す。次に慣性センサを膝に装着した図をFig.6に示す。図中の矢印が示すように、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軸は前後方向への加速状態を検知するために用いられ、1軸ジャイロセンサはY軸周り、つまり膝関節の角速度の状態を知るために用いられている。

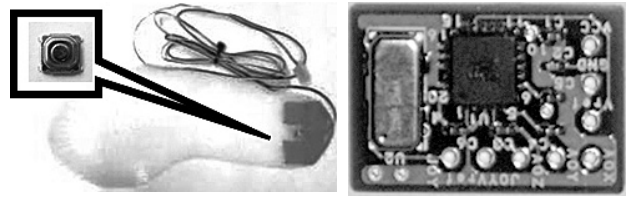


Fig.4 フットスイッチ

Fig.5 一体型慣性センサ

Table.1 三軸加速度センサ H48C の仕様

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

Table.2 ジャイロスター ENC-03R の仕様

供給電圧 [V]	検出範囲 [deg./s]	感度 [mV/deg./s]	応答性 [Hz]
2.7 ~ 5.25	±300	0.67	50

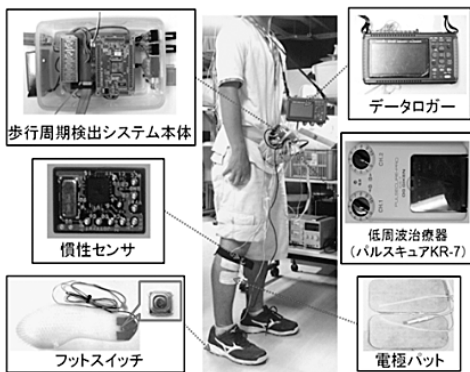


Fig.1 遊脚期検出システムの装着図

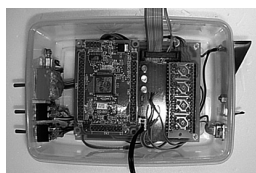
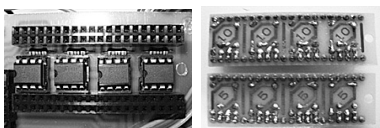


Fig.2 遊脚期検出システム本体



(a) LPF の本体 (b) 交換用抵抗部
Fig.3 本体内 LPF

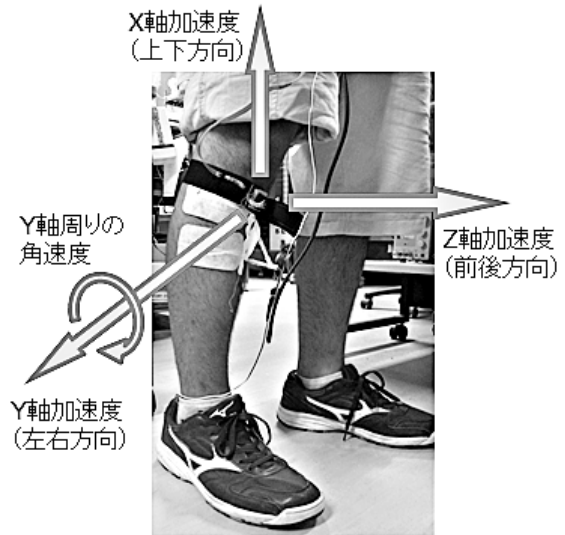


Fig.6 慣性センサの膝装着図

2.2. 実装実験前のN.N.学習とその組み込み

本システムは、組み込みシステムであるH8マイコンに遊脚期検出プログラムが書き込まれており、慣性センサを入力信号として遊脚期の状態であることを判断したとき、刺激装置である低周波治療器に信号を送り出し刺激を与える仕組みである。そのため、書き込みシステムは遊脚期を推定するために学習が必要である。患者自身が本システムを実装する前に必要なN.N.学習は、予め遊脚期と立脚期の慣性センサの状態と、教師信号として必要となる遊脚時のフットスイッチ信号を取得する必要がある。Fig.7に学習用の計測システムを示す。組み込み前のN.N.による学習は、図に示すように、被験者に慣性センサとフットスイッ

慣性センサを用いた歩行周期検出システムの評価

子を装着して、実際に歩行し、歩行状態をデータロガーで記録する。Fig.8 にデータロガーに記録された慣性センサ信号とフットスイッチ信号を示す。本システムの原理は、図に示す 3 軸の加速度信号と 1 軸のジャイロ信号の入力信号から N.N. 学習によって、フットスイッチ信号と同様なタイミングの波形を得ることが目的であり、図におけるフットスイッチ信号の 0[V] の状態が遊脚期状態、1[V] の状態が立脚期状態にあり、0[V] の状態である遊脚期に低周波治療器の電気刺激を与える必要がある。したがって、本システムはこのタイミングを慣性センサの入力信号を基に学習により取得することになる。この N.N. 学習はオフラインで行い、記録したセンサ信号は PC 上にて MATLAB Neural Network Toolbox を用いて学習させ、学習にはバックプロパゲーション法を利用した。Fig.9 に N.N. の構造を示す。入力層 12、中間層 8、出力層 1 から構成され、入力層は時間的な挙動を考慮して、センサ情報の現在と過去の 2 時点を入力に用い、出力層は Low 信号および High 信号が出力されるように設計し、予め記録したフットスイッチ信号に適合するように PC 上で学習を行い、各層の閾値、重み関数を算出した。この時、N.N. 学習で求められた各層の閾値、重み関数を利用して、推定された出力信号が教師信号であるフットスイッチ信号の遊脚期に近似しているかを確認するために、PC 上でシミュレーションする。Fig.10 に N.N. 学習後に算出されたシミュレーション結果を示す。図より、シミュレーション上では、教師信号であるフットスイッチ信号と N.N. 推定出力信号のタイミングは、ほぼ適合していることが考えられる。その後、求められた各層の閾値、重み関数を遊脚期検出システム本体の H8 マイコンに書き込み、実装実験に移行する。なお、各データの時点間のサンプリング時間は H8 マイコンの処理時間を考慮して 10[ms] としており、これに合わせて学習時にデータロガーに取得するサンプリング時間も 10[ms] に同調している。

2.3. 実装実験による遊脚期検出方法

実装実験は、N.N. 学習で得られた閾値、重み関数を H8 マイコンに書き込んだ後に遊脚期検出システムを装着して行う。なお、実装実験においても、本システムの出力精度を確認するためにフットスイッチも装着した。Fig.11 に遊脚期検出システムの装着図を示す。

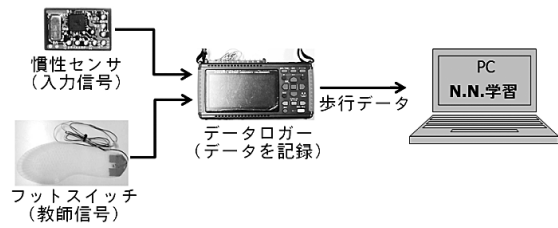


Fig.7 組み込み前の N.N. による学習と計測

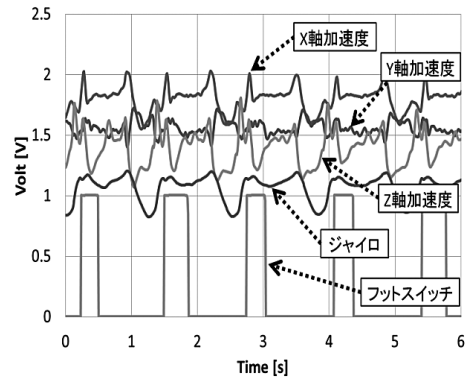


Fig.8 歩行時の慣性センサとフットスイッチの波形

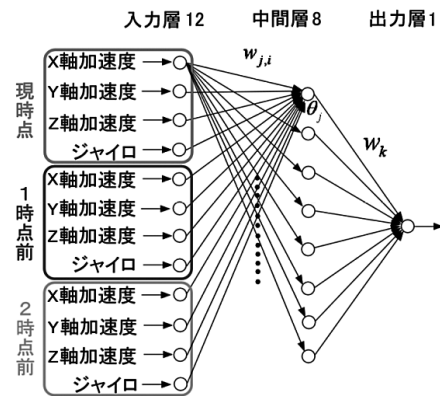


Fig.9 N.N. の構造

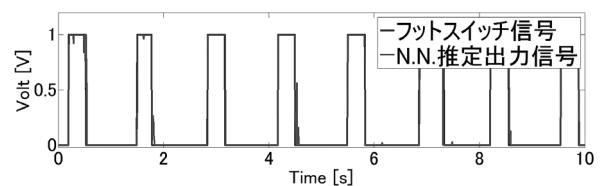


Fig.10 シミュレーション結果

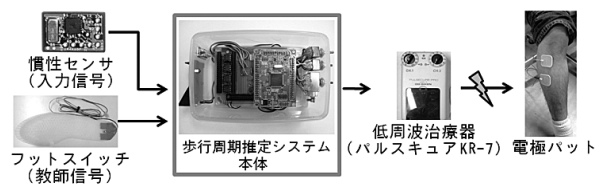


Fig.11 遊脚期推定システムの装着

学習時と同じ構成で、表面パットを前脛骨筋付近に貼り付け、総腓骨神経を刺激して足関節を背屈させる。

2.4. 推定精度の評価方法

被験者に装着して遊脚期検出システムの信頼性を確認するために以下2点について検討を行った。

- 1) 遊脚期開始および終了時の遅れ時間
- 2) 歩行中の推定出力エラー

Fig.12はフットスイッチ信号とN.N.推定出力信号との比較である。破線はフットスイッチ信号、実線は本システムの出力信号であり、信号の立ち上がりエッジが遊脚期終了時間、信号の立ち下がりエッジが遊脚期開始時間を意味している。すなわち、フットスイッチは足の踵部に装着しているので、OFF状態は、フットスイッチが離れた状態から踵が着くまでの遊脚期状態、ON状態は踵部が床に設置し始めた状態からつま先が離れようとするまでの立脚期状態を示している。このことから、図に示すように、時間的な実線と破線の波形のずれが、立ち上がりエッジにおいて遊脚期終了時の遅れ時間、立ち下がりエッジにおいて遊脚期開始時の遅れ時間である。臨床実験からの要望としては、FESによる電気刺激のタイミングは遊脚期開始時であるため、フットスイッチによる立ち下がり時間から約0.1[s]以内の遅れ時間が許容範囲である。そこで開発したシステムが出力の時間的な遅れの信頼性を検証するために、この遅れ時間を計測した。次に、歩行中の推定出力エラーとは、本来、出力してはいけないタイミングに信号が出力される、あるいは出力されるべきタイミングに出力されない場合であり、Fig.13に推定出力エラーの状況を示す。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問題であり、信頼性を評価するために推定出力エラーについても検証した。なお、臨床現場より当然のことながら、全歩行中の推定エラーがゼロである程、望ましいという要望がある。

3. 基本実験

本来、下垂足患者に臨床実験を行い、本システムの有効性を検証すべきではあるが、システムの安全性及び信頼性を検証するために、健常者で実験を行った。本システムの有効性を検討するにあたり、基本実験として平面床上での周回歩行実験、応用実験として平面床上で「直線歩行」、 「周回歩行」、そして「直線歩行と周回歩行を組み合わせた歩行」

の3種類の実験の比較検討を行った。Table.3に被験者のデータを示す。

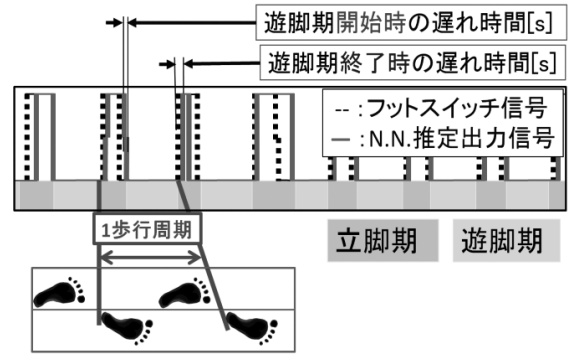


Fig.12 フットスイッチと N.N. 出力信号との比較

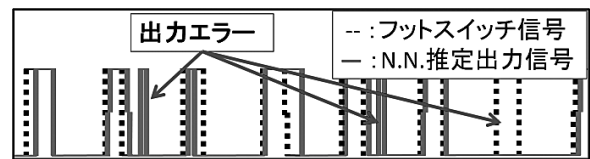


Fig.13 出力エラーの評価

Table.3 被験者情報

	状態	年齢	性別	身長	体重
被験者	健常	21	男	176	62

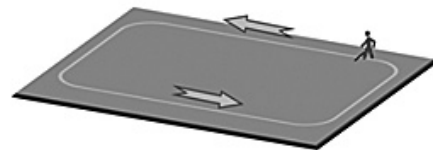


Fig.14 平面床上の周回歩行

3.1. 実験方法

N.N.学習時間を60秒間、120秒間、180秒間の3種類に、実装実験は60秒間と180秒間の2通りで歩行して評価した。歩行の種類は一般的な通常歩行、コース状況はFig.14に示す平面床上の周回コースとする。実験方法としては、はじめに学習用のデータを取得するために200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、フットスイッチ信号をデータロガーで記録する。学習用として各センサ情報、フットスイッチ信号の60秒間、120秒間、180秒間分を学習用PCに取り込み、それぞれの時間分でN.N.学習を行い、閾値、重み関数を算出する。学習で得られた閾値、重み関数を遊脚期検出システム本体内のH8マイコンに書き込む。実装実験では学習用の歩行データと同様な歩行感覚で平面床上を200秒間通常歩行し、そのときのN.N.推定出力信号、フットスイッチ信号をデータロガーに記録する。実装実験で記録した各信号から評価するために

200 秒間の中から歩行時間を 60 秒間, 180 秒間分を抽出して, 遊脚期開始・終了時の遅れ時間および推定出力エラーについて評価した。

システムの N.N. 学習に基づく遊脚期を推定した出力は, N.N. 学習時間を 60 秒間から 180 秒間に長くすることによって推定エラー率を約 10[%] 減少させることができた。

3.2. 実験結果

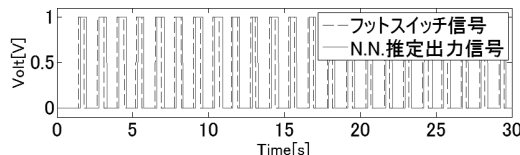
3.2.1 遊脚期開始および終了時の遅れ時間の結果

Fig.15 に学習時間 60 秒間での実験結果を示す。

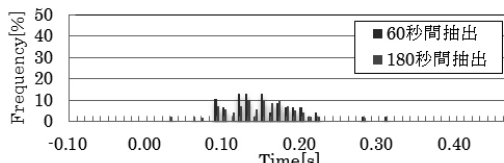
Fig.15(a) はフットスイッチ信号と N.N. 推定出力信号との比較結果で, 横軸は時間, 縦軸は出力電圧, 破線はフットスイッチ出力信号, 実線は N.N. 推定出力信号であり, ここでは紙面の都合上 30[s] だけの出力波形を示す。図より N.N. 出力はフットスイッチの出力信号に比べ, 若干の時間的な遅れが見られる。次に 3 種類の学習時間の出力波形から遅れ時間を評価するために, 遅れ時間量を 0.01[s] 毎に横軸で区切り, その頻度を縦軸にとり遅れ時間のヒストグラムを描く。頻度とは各抽出時間 (60 秒間および 180 秒間) の総右側歩数に対する各遅れ時間の回数を百分率で示している。Fig.15(b) には遊脚期開始時の遅れ時間, Fig.15(c) には遊脚期終了時の遅れ時間を示す。図より読み取った遅れ時間を Table.4 に示す。Fig.16 に学習時間 120 秒間での実験結果を示す。Fig.17 に学習時間 180 秒間での実験結果を示す。以上, 推定時間の遅れについてまとめると, 平均遊脚期終了時の遅れ時間は, 学習時間を 60 秒間から 180 秒間に長くすることによって約 0.03[s] 縮めることが可能となった。しかしながら, 逆に平均遊脚期開始時の遅れ時間は 0.14[s] 遅れる結果となった。

3.2.2 歩行中の推定出力エラーの結果

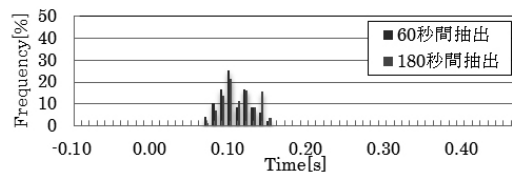
Fig.18 に各学習時間におけるエラー率の結果を示す縦軸には推定エラー率, 横軸には N.N. 学習時間を 3 通り, 奥行き軸には実装実験で抽出した歩行時間を 2 通りとった。図より, 実装実験で抽出した時間に関わらず, 学習時間を長くする程, 推定エラーが改善されていることが分かる。しかしながら, PC による学習時間は時間的なコストで, 60 秒間から 180 秒間学習に変更するにあたり, 4 倍程掛かることが分かった。以上の結果より, 健常者において本



(a) フットスイッチと N.N. 推定出力信号との比較結果

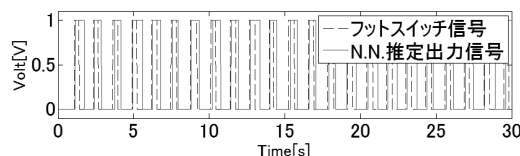


(b) 遊脚期開始時の遅れ時間

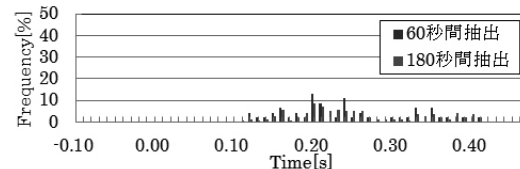


(c) 遊脚期終了時の遅れ時間

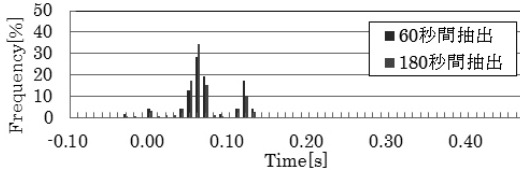
Fig.15 学習時間 60 秒間での実験結果



(a) フットスイッチと N.N. 推定出力信号との比較結果



(b) 遊脚期開始時の遅れ時間

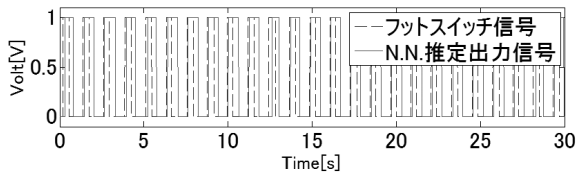


(c) 遊脚期終了時の遅れ時間

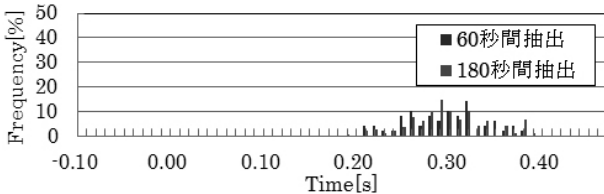
Fig.16 学習時間 120 秒間での実験結果

Table.4 基本実験の結果まとめ

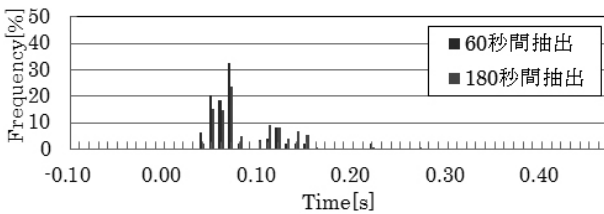
	60秒間学習		120秒間学習		180秒間学習	
	60秒抽出	180秒抽出	60秒抽出	180秒抽出	60秒抽出	180秒抽出
総歩数[歩]	94	178	92	274	98	288
総右側歩数[歩]	47	139	46	137	49	144
平均遊脚期開始時の遅れ時間[s]	0.15	0.14	0.24	0.26	0.29	0.30
平均遊脚期終了時の遅れ時間[s]	0.11	0.11	0.07	0.07	0.08	0.09
エラー歩数[歩]	4	15	3	14	0	1
エラー率[%]	8.5	10.8	6.5	10.2	0.0	0.7



(a) フットスイッチと N.N. 推定出力信号との比較結果



(b) 遊脚期開始時の遅れ時間



(c) 遊脚期終了時の遅れ時間

Fig.17 学習時間 180 秒間での実験結果

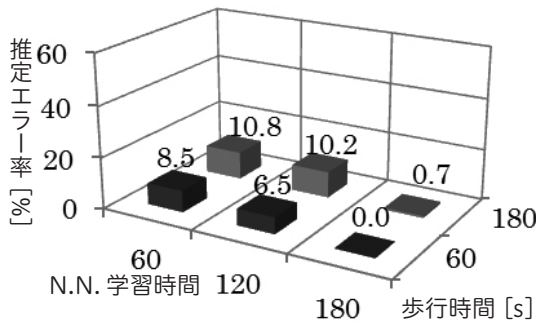


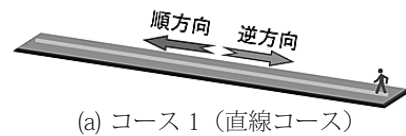
Fig.18 各学習時間におけるエラー率の結果

4. 応用実験

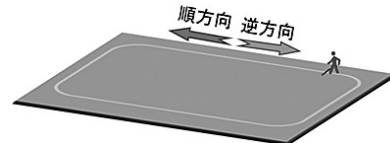
4.1. 実験方法

基本実験では、周回歩行実験を行い、学習時間の比較から遊脚期の遅れ時間、推定エラー率の検討を行った。その結果、学習時間が長い程、遊脚期推定エラーが少ない結果が得られたが、逆に遊脚期開始時の遅れ時間が悪くなる結果となった。この結果を基に、学習時間の長さは 100 秒あたりが最適であると判断した。したがって以後の学習時間は、100 秒と一定した。応用実験では、単純な周回コースではなく、複雑な歩行コースを想定して行った。比較のため Fig.19 に示すような、「コース 1(直線コース)」、「コース 2(周回コース)」、「コース 3(直線コースと周回コースの組み合わせ)」の 3 種類を用意して比

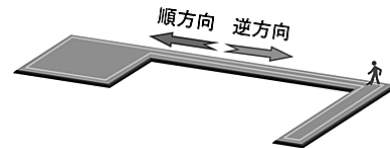
較評価実験を行った。また、実装実験では N.N. 学習で歩行した向きを「順歩行」、学習時と逆向きの歩行である「逆歩行」の 2 通りで歩行実験を行い、その比較評価を行った。歩行は基本実験と同様に健常者が行い、コース状況は平面床上である。なお、下図に歩行進路の順方向および逆方向の矢印を示す。実験方法としては、それぞれの 3 つのコースで、はじめに学習用の 100 秒間のデータを取得するために各コースをスタートからゴールまでの時間である 100 秒間よりも長い時間の通常歩行をし、被験者の 3 軸加速度センサ、1 軸ジャイロセンサ、フットスイッチ信号をデータロガーで記録する。各センサ情報、フットスイッチ信号の 100 秒間分を学習用 PC に取り込み、それぞれ 3 つのコースにおいて、N.N. 学習を行う。学習で得られた閾値、重み関数を遊脚期検出システム本体内の H8 マイコンに書き込む。実装実験では、学習用の歩行データと同様な歩行感覚で平面床上を 100 秒間以上の通常歩行し、そのときの N.N. 推定出力信号、フットスイッチ信号をデータロガーに記録する。実装実験で記録した各信号から評価で用いる 100 秒間分を抽出して、遊脚期開始・終了時の遅れ時間および推定エラーについて評価した。



(a) コース 1 (直線コース)



(b) コース 2 (周回コース)



(c) コース 3 (直線コースと周回コースの組み合わせ)

Fig.19 平面床上の周回歩行のコース

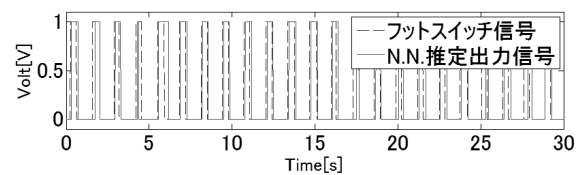
4.2. 実験結果

Fig.20 に「コース 1」での実験結果を示す。Fig.20(a) は順歩行でのフットスイッチ信号と N.N. 推定出力信号との比較結果、Fig.20(b) は逆歩行でのフットスイッチ信号と N.N. 推定出力信号との比較結果で、横軸は時間、縦軸は出力電圧、破線はフットスイッチ信号、実線は N.N. 推定出力信号であり、ここでは紙面の都合上 15[s] だけの出力波形を示す。Fig.20(c) には遊脚期開始時の遅れ時間、

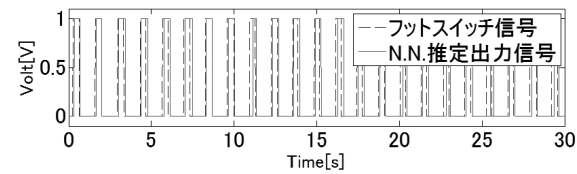
慣性センサを用いた歩行周期検出システムの評価

Fig.20(d) には遊脚期終了時の遅れ時間を示す。図より読み取った遅れ時間を Table.5 に示す。Fig.21 に「コース 2」での実験結果を示す。Fig.22 に「コース 3」での実験結果を示す。Fig.23 に 3 種類のコースにおける「順歩行」および「逆歩行」の推定エラー率の結果を示す。縦軸には推定エラー率、横軸にはコースを 3 種類、奥行き軸には歩行の方向を 2 通りとった。図より、各コースとも「順歩行」において推定エラー率はそれほど変化しないが、順歩行と逆歩行を比較すると、「コース 2」, 「コース 3」が逆歩行は順歩行よりも推定エラー率は 3 倍以上に増えたことが分かる。以上より、「コース 1」に対して「コース 2」, 「コース 3」は遅れ時間は増加し、推定エラー率は増

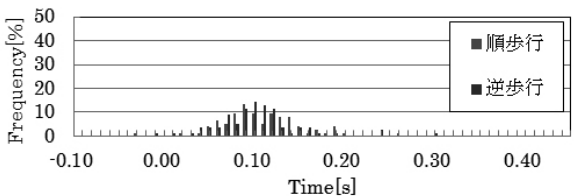
加した結果となった。考えられる理由としては「コース 2」と「コース 3」においては、曲線歩行の距離が増えたことが原因であると考えられる。また、「順歩行」と「逆歩行」の比較より、遅れ時間は各コースともに「順歩行」と「逆歩行」で違いは見られなかったが、推定エラー率が「コース 1」を除き 3 倍以上に増えたことが分かった。「コース 2」と「コース 3」において推定エラー率が増加した原因は、「順歩行」と「逆歩行」では曲線歩行において、それぞれ左旋回、「右旋回」であるので、左右方向の歩行状態を計測する Y 軸方向の加速度に違いがあると考えられ、学習においては、左旋回と右旋回を考慮した学習を行えば、もう少し逆歩行の推定エラー率を抑えられたと考えられる。



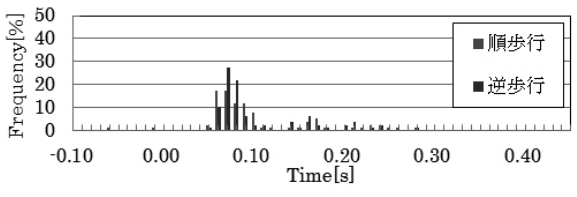
(a) 順歩行での出力結果の比較



(b) 逆歩行での出力結果の比較

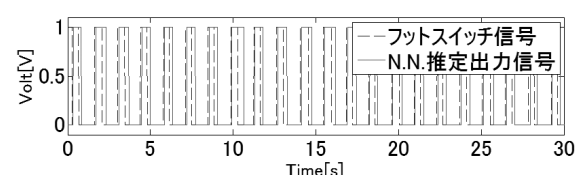


(c) 遊脚期開始時の遅れ時間

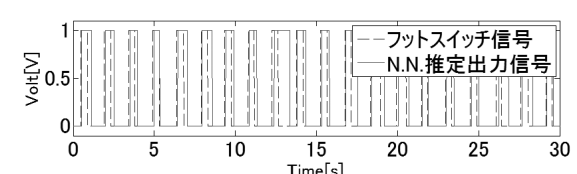


(d) 遊脚期終了時の遅れ時間

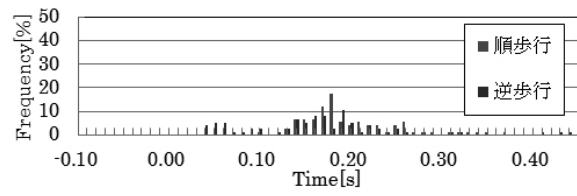
Fig.20 コース 1 での実験結果



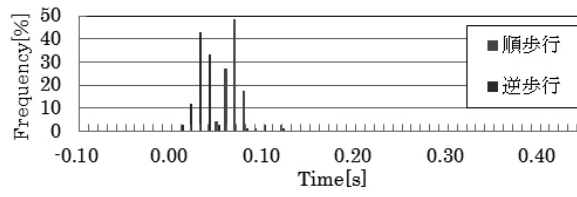
(a) 順歩行での出力結果の比較



(b) 逆歩行での出力結果の比較



(c) 遊脚期開始時の遅れ時間

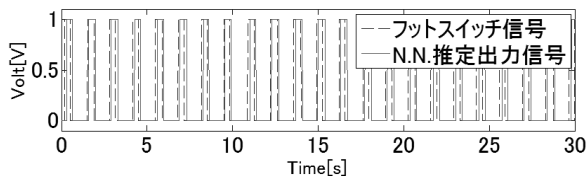


(d) 遊脚期終了時の遅れ時間

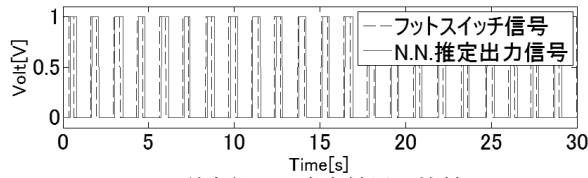
Fig.21 コース 2 での実験結果

Table.5 応用実験の結果

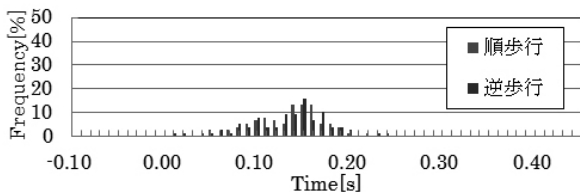
	コース1		コース2		コース3	
	順歩行	逆歩行	順歩行	逆歩行	順歩行	逆歩行
総歩数[歩]	150	154	148	150	148	150
総右側歩数[歩]	75	77	74	75	74	75
平均遊脚期開始時の遅れ時間[s]	0.10	0.10	0.20	0.17	0.14	0.13
平均遊脚期終了時の遅れ時間[s]	0.10	0.10	0.07	0.07	0.10	0.09
エラー歩数[歩]	3	3	3	10	4	11
エラー率[%]	4.0	3.9	4.1	13.3	5.4	14.7



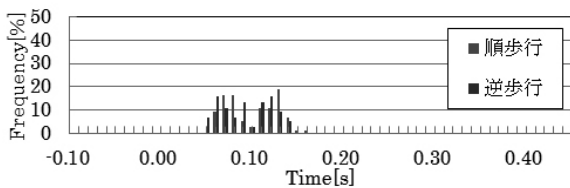
(a) 順歩行での出力結果の比較



(b) 逆歩行での出力結果の比較



(c) 遊脚期開始時の遅れ時間



(d) 遊脚期終了時の遅れ時間

Fig.22 コース 3 での実験結果

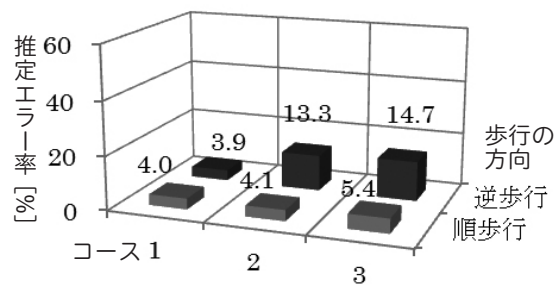


Fig.23 種類のコースにおける「順歩行」および「逆歩行」の推定エラー率の結果

5. 結言

本研究では、提案したシステムの有効性を検証するために臨床実験の前段階として、健常者に対して行った。検証実験は片麻痺患者と想定して健常者に対してもFESによる電気刺激を与えて、基本実験として、N.N.学習の学習時間の違いにおける検証、応用実験として、

歩行コースの変更による検証を行った。その結果、基本実験ではN.N.学習時間が長くなればなるほど推定エラー率は、ほぼ0[%]に改善することができた。推定時間の遅れについては、平均遊脚期の遅れ時間は学習時間を長くすることによって約0.03[s]縮めることが可能となったが、逆に平均遊脚期開始時の遅れ時間は0.14[s]遅れる結果となった。これは、60秒間の学習時間では短く、曲線歩行の情報が欠落しN.N.学習に考慮されなかったことが原因と考えられる。また、応用実験では遅れ時間に対し歩行の方向による違いは見られなかったものの、N.N.推定エラーは「コース2」「コース3」の逆歩行が「コース1」に比べ、3倍近く増える結果となった。これは、「順歩行」では左旋回、「逆歩行」では右旋回であり、左右方向の歩行状態を計測するY軸方向の加速度に違いがあると考えられ、このことがN.N.学習で反映されずに実装実験で推定エラーの増加に繋がったと考えられる。

参考文献

- 1) 工藤, 木澤, 巖見, 松永, 島田, “片麻痺患者のための非接触型センサを用いた歩行周期検出システム”, 日本機械学会東北支部第48期秋季講演会講演論文集, No.2012-2, pp.176-177 (2012.9)
- 2) 工藤, 木澤, “片麻痺下垂足患者のための慣性センサを用いた歩行周期検出システム”, 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48号, pp.8-14 (2012.2)
- 3) Tomite, T., Simada, Y., Matsunaga, T., Sasaki, K., Yoshikawa, T., Iwami, T., “Gait Cycle Detection Using a Tri-axial Accelerometer And a Gyro scope in Hemiplegic Patients”, Akita journal of medicine, 38 (3-4), pp.105-110 (2012)