

誤認識については、全ての被験者で同じような傾向が見られた。以下に、3日目の実験結果について、多かった間違いの傾向と、被験者全員の誤認識回数に対するそれらの誤認識の割合を示す。

- ① 横方向に移動するパターン[1]や[5]と斜め方向に移動するパターン[3]が混同する。(8.1%)
- ② パターン[13]と[15], [11]と[16]のように2本目の斜め方向を横方向と混同する。(9.7%)
- ③ 2列同時に移動するパターン[7]や[8]を, パターン[1]や[5], パターン[2]や[6]のように, 一本の線として認識する。(9.5%)
- ④ パターン[7]をパターン[3], パターン[8]をパターン[3]や[4]の斜め方向として認識する。(7.1%)
- ⑤ 2本の線上を順に移動するパターン[9]や[10]を, それぞれパターン[14]や[16], パターン[13]や[15]といったV字やL字のパターンとして認識する。(8.7%)
- ⑥ A群の提示パターンをB群に, B群の提示パターンをA群の提示パターンとして認識する。(11.0%)

4. 考察

4.1 間違いの原因について

パターン[1]や[5]とパターン[3]の間で間違いが多

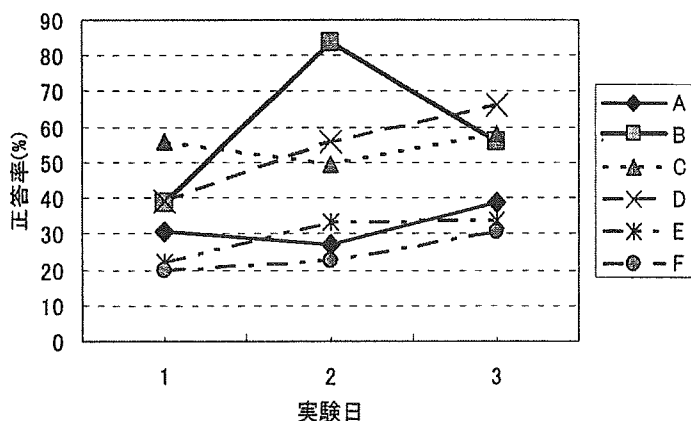


図4. 被験者毎の正答率の推移

表2. 各被験者におけるパターン毎の正答率

被験者	提示パターン																全体
	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]	[11]	[12]	[13]	[14]	[15]	[16]	
A	10.0	70.0	10.0	100.0	0.0	30.0	0.0	60.0	50.0	50.0	50.0	10.0	40.0	20.0	0.0	30.0	33.1
B	40.0	70.0	0.0	100.0	70.0	90.0	50.0	70.0	10.0	50.0	70.0	60.0	50.0	60.0	30.0	70.0	55.6
C	80.0	60.0	20.0	100.0	40.0	100.0	40.0	70.0	100.0	40.0	50.0	70.0	50.0	70.0	30.0	50.0	60.6
D	70.0	80.0	100.0	100.0	100.0	70.0	20.0	10.0	100.0	20.0	60.0	60.0	70.0	70.0	70.0	60.0	66.3
E	0.0	80.0	40.0	80.0	10.0	0.0	10.0	40.0	40.0	0.0	40.0	70.0	60.0	30.0	30.0	10.0	33.8
F	30.0	20.0	20.0	50.0	20.0	100.0	30.0	10.0	20.0	30.0	30.0	20.0	10.0	40.0	0.0	60.0	30.6
平均	38.3	63.3	31.7	88.3	40.0	65.0	25.0	43.3	53.3	31.7	50.0	48.3	46.7	48.3	26.7	46.7	46.7

く生じた原因として、縦や横と斜めの直線が区別しにくいことが考えられる。また、間違いの傾向②についても、①と同様に2番目の斜め方向を区別することが難しくなったためと考えられる。しかし、パターン[4]の正答率はかなり高いことから、他の提示パターンとの違いを明確にすることで、縦、横、斜めの直線を区別できる可能性もある。

被験者から、パターン[7]や[8]について「2本ではなくどちらか1本の線に感じる」という感想があった。したがって、間違いの傾向③については、2本の線のうち、強く知覚される方の1本の線として認識されたためと推測される。また、「電極全体が刺激されているように感じる」という感想があったことから、2本の線の間領域を動く1本の線として認識され、間違いの傾向④が生じたものと推測される。

2本の線上を順に移動するパターン[9]や[10]については、「全ての線が一筆書きされたように連続に感じる」という感想があった。このことから、2つの刺激の中間付近が曖昧になり、刺激の開始と終了に着目して判断したり、2本目の線がそれ以前の刺激の影響を受けて曖昧になり、連続的なV字と判断したと推測され、間違いの傾向⑤の誤認識が多くなったと考えられる。

A群とB群は提示時間が違うことから、これらの間での間違いは生じないと予想したが、実際にはB群の提示パターンをA群として、A群の提示パターンをB群と回答する間違いがあった。B群がA群として認識されることについては、最初の1s間の電気刺激パターンが残存し、残り0.8sのパターンを認識できなかったのではないかと考えられる。A群がB群として認識されるのは、電気刺激感覚が残存し、実際の提示時間より長く感じたためであると推測される。

4.2 本手法の実現可能性と有効性について

今回の3日間の実験において、実験を繰り返すことで正答率が上昇する傾向がみられた。被験者Bでは第2日目に全体で83.8%と高い正答率が得られた

が、第3日目には実験日の間隔が開いたために正答率が低下したと思われる。このことも含めて考えると、継続して使用していくことによりさらに正答率が改善する可能性があると思われる。

間違いの傾向③や④、4.1節の考察より、2本の線を同時に提示するパターン[7],[8]は、誤認識が多く発生することが考えられるので、本報告で提案する情報伝達的手段としては不適切であると考えられる。また、2本の線を連続で提示する場合には、4.1節の考察から、一つの線を提示した後休止時間を入れることで刺激が曖昧になることを防ぎ、正答率を上げることが可能ではないかと考えられる。

今回は、縦や横の直線、L字など、記号や文字を形成する要素となり得るパターン16種を設定した。全てのパターンを確実に判別する事は出来なかったが、パターン[2],[4],[6]のような一列のパターンはある程度判別出来ることが確認され、判別の難しいパターンや間違いの傾向が得られた。これらの結果を踏まえ、提示パターンを整理することで、正答率が改善されると考えられる。そこで、間違え易いパターンを提示しない場合の正答率を予測した。正答率が明らかに低いパターン[3],[7],[15]と、それに関連して間違いを生じやすいと考えられるパターン[8],[16]について、それらの回答を全て削除し、パターン[1]を[3]や[7]、パターン[2]を[3]や[8]、パターン[5]を[3]や[7]、パターン[6]を[8]、パターン[12]と[13]を[15]、パターン[11]と[14]を[16]と回答した場合を正解として正答率を求めた。11種の提示パターン[1],[2],[5],[6],[9],[10],[11],[12],[13],[14]による認識実験を行ったものと仮定した場合の3日目の正答率を表3に示す。表3から、4名の被験者で、60~80%の正答率が得られることが期待される。Kaczmarekら⁵⁾は指先に対して4種の提示パターンの認識実験を行い、約70~78%の正答率を得ているので、表3の予測結果とほぼ同等であり、今回提案する手法も有効になると考えられる。

3. 結論

本報告では、皮膚電気刺激感覚を用いて、文字情報に相当するような意味のある感覚パターンを提示することに着目し、16種類の提示パターンの認識について検討した。認識実験を繰り返すことで認識率が上昇する傾向が確認され、被験者によっては高い正答率が得られる場合もあったことから、皮膚電気刺激感覚をパターンとして知覚することは可能であ

表3. 11種の提示パターンを仮定した場合の認識実験の正答率

被験者	A	B	C	D	E	F
正答率(%)	59.1	69.1	80.0	79.1	47.3	36.4

り、訓練を重ねることで正答率が上昇することも期待できる。また、正答率の高いパターンや低いパターン、パターン認識の間違いの傾向についての知見が得られ、それをもとに提示パターンを検討することで認識精度の改善が期待できることも示唆された。

謝辞 本研究の一部は、厚生労働科学研究費補助金(障害保健福祉総合研究事業)の補助を受けた。記して感謝する。

参考文献

- (1)梶本, 川上, 前田, 舘: 皮膚感覚を選択的に刺激する電気触覚ディスプレイ: 電子情報通信学会論文誌, 84(1), pp.120-128, 2001
- (2)B. Greenstein, A. Greenstein: カラー図解 神経の解剖と生理: 東京メディカルサイエンス・インターナショナル, 2001
- (3)金, 奥野, 吉田, 赤澤: 2チャンネル皮膚電気刺激による少数単語の効率的伝達システム: 生体医工学, 43(1), pp.151-161, 2005
- (4)星宮, 泉, 半田: FESにおける感覚フィードバック: バイオメカニズム学会誌, 12(1), pp.35-41, 1988
- (5)K.A.Kaczmarek, S.Haase: Pattern Identification as a Function of Stimulation Current on a Fingertip-Scanned Electrotactile Display, IEEE Trans. Neural. Sys. Rehab. Eng, 11(3), pp.269-275, 2003

〒980-8579

仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05 電気系
 東北大学大学院工学研究科電気・通信工学専攻
 吉澤研究室 佐藤 由規
 tel: 022-795-7130
 e-mail: yuki@yoshizawa.ecei.tohoku.ac.jp

手関節 2 自由度運動のフィードバック誤差学習を用いた FES 制御に関する研究

帖佐征一[†] 渡邊高志[†] 吉澤 誠[†] 星宮 望[‡]
[†]東北大学 [‡]東北学院大学

E-mail: [†]seiichi@yoshizawa.ecei.tohoku.ac.jp

あらまし これまでの研究でフィードバック誤差学習 (FEL) を機能的電気刺激 (FES) 制御に適用することを検討し、手関節の 1 自由度運動において FEL を用いた制御が実現可能であることを確認した。しかしながら、学習の初期段階において誤差が非常に大きい場合があるという問題点もあった。そこで、モデルシミュレーションにより、FEL の FES 制御への新たな適用方法を検討し、この問題点を解決した。さらに、FEL を用いた FES 制御の手関節 2 自由度運動への拡張を検討し、学習後の制御誤差や遅れが、PID 制御器と比べて小さくなることが確認された。

キーワード 機能的電気刺激 (FES), フィードバック誤差学習, ニューラルネットワーク

A Study of the FES Control on the 2-DOF Wrist Joint's Movement Using Feedback Error Learning

Seiichi CHOSA[†] Takashi WATANABE[†] Makoto YOSHIZAWA[†] and Nozomu HOSHIMIYA[‡]
[†]Tohoku University [‡]Tohoku Gakuin University

Abstract Although the feasibility of FES controller using feedback error learning was shown in our previous study, control error was large in the early stage of training. A new way of applying FEL to FES control was proposed in this study and it was found to be effective through computer simulation. Then, computer simulation study showed that multichannel FES controller using the new FEL application was feasible on controlling the 2-DOF wrist joint's movement.

Keyword functional electrical stimulation (FES), feedback error learning (FEL), artificial neural network (ANN)

1. はじめに

機能的電気刺激 (FES) は、脊髄損傷や脳梗塞などによる麻痺患者の運動機能を再建する技術として期待されている。FES の実用化における課題の 1 つは、正確で安定な制御器を開発することである。現在、臨床で多く用いられている開ループ制御器は刺激データの作成と患者ごとの調整が必要であり、患者や医療スタッフにとって負担が大きいという問題点がある。一方、我々の研究グループでは、多チャネル PID 制御器を設計し、4 筋を電気刺激して手関節の 2 自由度運動を制御する場合について、良好な追従制御が行えることを示してきた [1]。しかしながら、制御する動作の速度が大きい場合には制御誤差が大きいという問題点も指摘されていた。

フィードバック誤差学習 (FEL) [2] を用いた制御器は、開ループ制御器と閉ループ制御器を組み合わせたハイブリッド型の制御器であり、遅れなく制御できるという開ループ制御器の長所と、外乱を補償するという閉ループ制御器の長所を併せ持つと考えられる。そこで我々の研究グループでは、FEL を FES 制御器に適用することを検討してきた。閉ループ制御器として PID 制御器を、開ループ制御器としてニューラルネットワーク (ANN) を用いた FEL 制御器の制御能力を、手関節の 1 自由度運動制御において確認し、PID 制御器と比較して遅れや誤差の小さな制御が可能であるこ

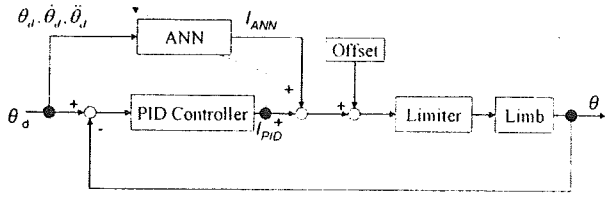
とを示してきた [3,4]。しかしながら、学習の初期段階では制御の誤差や遅れが大きい場合があるという問題点が見られた。

本報告では、筋骨格モデルシミュレーション [5] を用いて、FEL を用いた FES 制御器において ANN の学習の誤差信号および PID 制御器を変更することを検討した。その結果、手関節 1 自由度運動制御において、学習の初期段階からある程度良好な制御が行えることが確認された。さらに、変更後の FEL 制御器を用いて、4 筋を電気刺激することによる手関節の 2 自由度運動制御を行い、学習後の制御誤差や遅れが減少することを確認した。

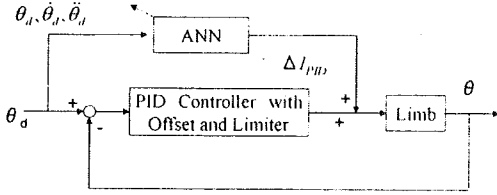
2. 制御器

2.1 フィードバック誤差学習を用いた FES 制御器

Fig.1(a) に従来の FEL を用いた FES 制御系のブロック図を示した。ANN および PID 制御器からの出力の和に、刺激閾値に相当するオフセットが加算され、リミッタで刺激最小値と最大値の制限が加えられて最終的な制御器出力とした。この方法では、ANN の学習で用いる誤差信号は PID 制御器の出力 I_{PID} であり、正負両方の値を必要とする。Fig.1(b) に、本研究で提案する FEL を用いた FES 制御系のブロック図を示す。Fig.1(a) との違いは、オフセットの加算とリミッタによる刺激最小値と最大値の制限が PID 制御器内部で行われており、PID 制御器の出力 I_{PID} は常に刺激閾値以上、刺激



(a) 従来の方法



(b) 提案した方法

Fig.1 FELを用いたFES制御系のブロック図

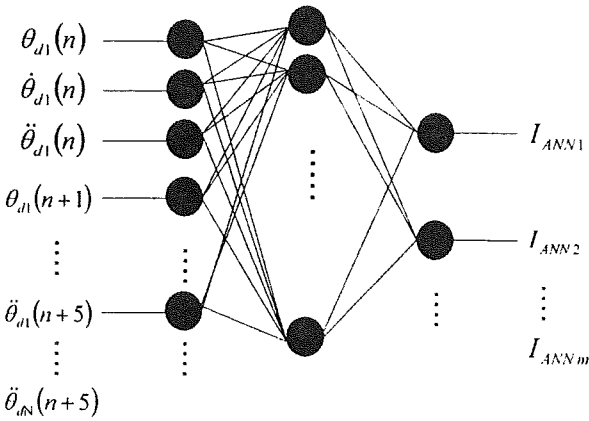


Fig.2 ANNの構造

最大値以下の値になることである。そのため ANN の学習に用いる誤差信号を次節で示す ΔI_{PID} とした。

2.2 PID 制御器

PID 制御器のアルゴリズムは式(1), (2)で表される。

$$I_{PID}(n) = I_{PID}(n-1) + \Delta I_{PID}(n) \quad (1)$$

$$\Delta I_{PID}(n) = K_p(e(n) - e(n-1)) + K_I e(n) + K_D(e(n) - 2e(n-1) + e(n-2)) \quad (2)$$

ここで、 $I_{PID,n}$ は時刻 n での PID 制御器の出力を、 e_n は目標関節角度と実現関節角度の誤差を、 K_p , K_I , K_D は PID パラメータを表している [1]。ここで提案した方法では、PID 制御器の中にリミッタが含まれているため、 $I_{PID,n}$ が刺激最大値より大きい、または刺激最小値より小さい場合、 $I_{PID,n}$ がそれぞれ刺激最大値、刺激最小値に更新されて次の時刻で用いられる。一方で、従来の方法では、 $I_{PID,n}$ はそのような更新は行われずにそのまま次の時刻で用いられる。

2.3 ANN の構造と学習

ANN は、ニューロン数が入力層 k 個、中間層 l 個、出力層 m 個の 3 層パーセプトロンを用いた (Fig.2)。ANN への入力は、現時刻から 5 時刻先までの目標角度、角速度、角加速度とした。ANN の出力は各筋への刺激強度である。そのため、手関節 1 自由度運動を、2 筋を電気刺激して制御する場合、 $k=18, l=18, m=2$ とし、手関節 2 自由度運動を、4 筋を刺激して制御する場合、 $k=36, l=18, m=4$ とした。ここで、中間層の数は過去の研究でシミュレーションにより決定した値を用いた [3]。ANN の中間層と出力層の出力関数は、0 から 1 までを出力するシグモイド関数を用いた。ANN の結合係数の初期値は、入力層と中間層の間では $-0.25 \sim 0.25$ のランダムな値とし、中間層と出力層の間では $-0.5 \sim 0$ の負の値とした。

ANN の学習は、式(3)で表される学習則に従って、バックプロパゲーション法により行った。

$$\Delta w_{ij} = \epsilon \left(\frac{\partial I_{ANN,j}}{\partial w_{ij}} \right) \times ES \quad (3)$$

ここで、 Δw_{ij} は ANN の結合係数の変化分、 ϵ は学習係数、 $I_{ANN,j}$ は ANN の出力を、 ES は誤差信号を表している。従来の FEL 制御系の場合、誤差信号として PID 制御器の出力 I_{PID} を用いていた。しかしながら、今回提案する FEL 制御系では、PID 制御器の出力 I_{PID} が常に正であるため誤差信号としては使用できない。そこで、誤差信号として PID 制御器の出力変化分である ΔI_{PID} を用いた。よって ANN は、式(1)で表される誤差信号 ΔI_{PID} を減少させる方向に学習が進むことになる。

3. FEL 制御器の比較

3.1 シミュレーション方法

従来の FEL 制御器および提案した FEL 制御器を用いて制御を行い、それぞれの結果を比較した。刺激した筋は、橈側手根伸筋群 (ECRL/ECRB, 以下 ECR) および尺側手根屈筋 (FCU) である。目標軌道は、振幅 30 度 (掌屈角 25 度, 背屈角 -5 度), 周期 2 秒の正弦波軌道とし、6 周期分を学習の 1 セットとして、学習は一括更新により行った。

3.2 結果

未学習の ANN を用いた最初の試行を学習 1 回目と表現する。従来の FEL 制御器と提案した FEL 制御器の学習 1 回目の制御結果を比較したグラフを Fig.3 に示した。角度軌跡のグラフより、従来の FEL 制御器よりも提案した FEL 制御器で制御した方が、遅れが小さいことが分かる。制御中の平均角度誤差は、従来法では 5.34 [deg], 提案法では 2.35 [deg] であり、提案法は従来法の 1/2 以下であった。また、各制御器の出力のグラフより、PID 制御器の出力が大きく ANN の出力はゼロ

に近いことが分かる。つまり、FEL 制御器の出力はほぼ PID 制御器の出力に依っており、PID 制御器の違いにより追従制御結果の違いが生じたと考えられる。

4. 手関節 2 自由度運動への拡張

4.1 シミュレーション方法

本研究で提案する FEL 制御器を用いて学習を行い、学習前後の制御結果を比較した。刺激した筋は、橈側手根伸筋群 (ECRL/ECRB, 以下 ECR), 尺側手根伸筋 (ECU), 橈側手根屈筋 (FCR) および尺側手根屈筋 (FCU) である。目標軌道は、振幅が掌背屈方向 15 度 (振幅の中心が 0 度), 橈尺屈方向 10 度 (振幅の中心が尺屈方向 5 度) の周期 3 秒の円運動とした。学習は 6 周期分を 1 セットとした。

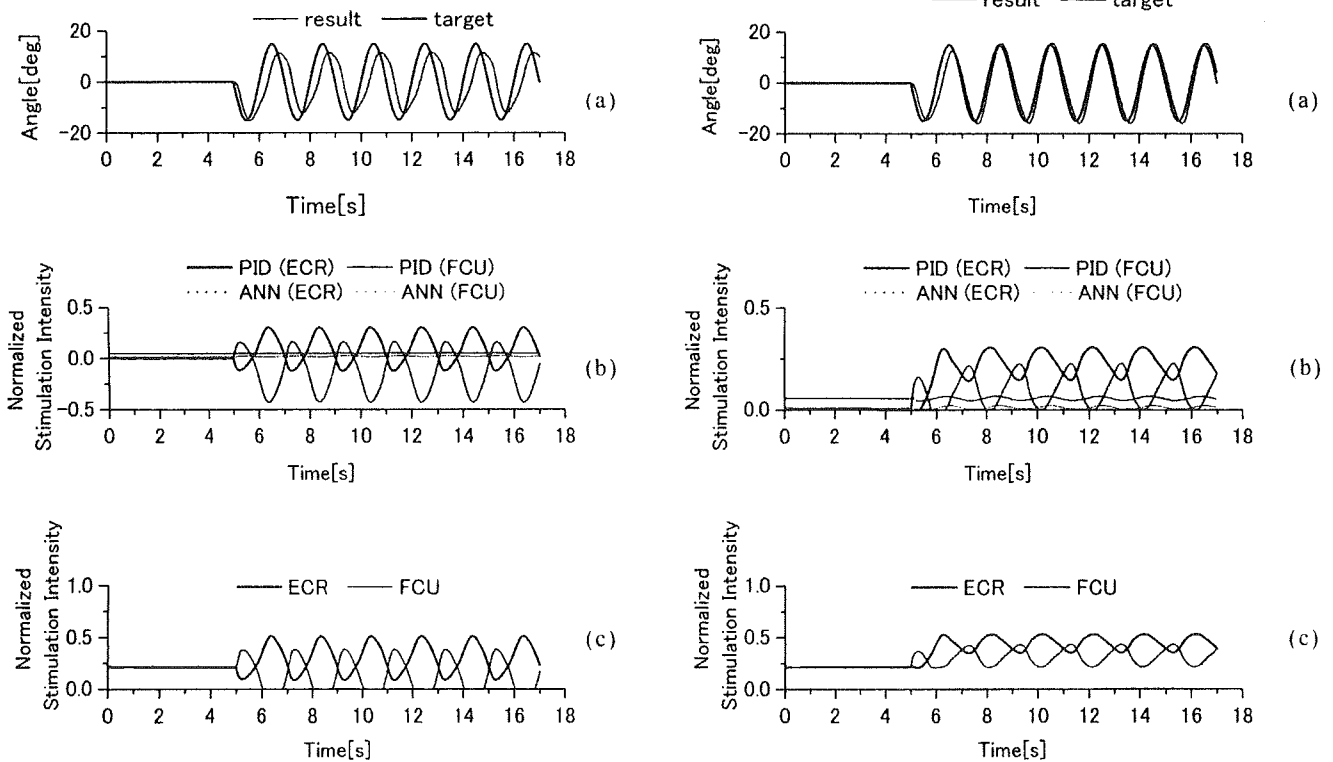
4.2 結果

提案した FEL 制御器により手関節 2 自由度運動制御を行った際の、学習前後の制御結果を Fig.4 に示した。角度軌跡のグラフより、掌背屈方向および橈尺屈方向共に、学習後の制御の遅れや誤差が減少していることが分かる。制御中の平均角度誤差は、学習 1 回目に掌背屈方向が 2.5[deg], 橈尺屈方向が 2.2[deg]であったのに対して、学習 21 回目にはそれぞれ 0.65[deg], 0.68[deg]と 1/3 以下に減少した。また、PID 制御器および ANN の出力のグラフより、学習前には PID 制御器の出力が大きく ANN の出力がゼロに近いが、学習

後には PID 制御器の出力が小さく ANN の出力が大きくなっていることが分かる。この結果より、学習により適切な ANN が獲得され制御結果が改善したといえる。

5. 考察

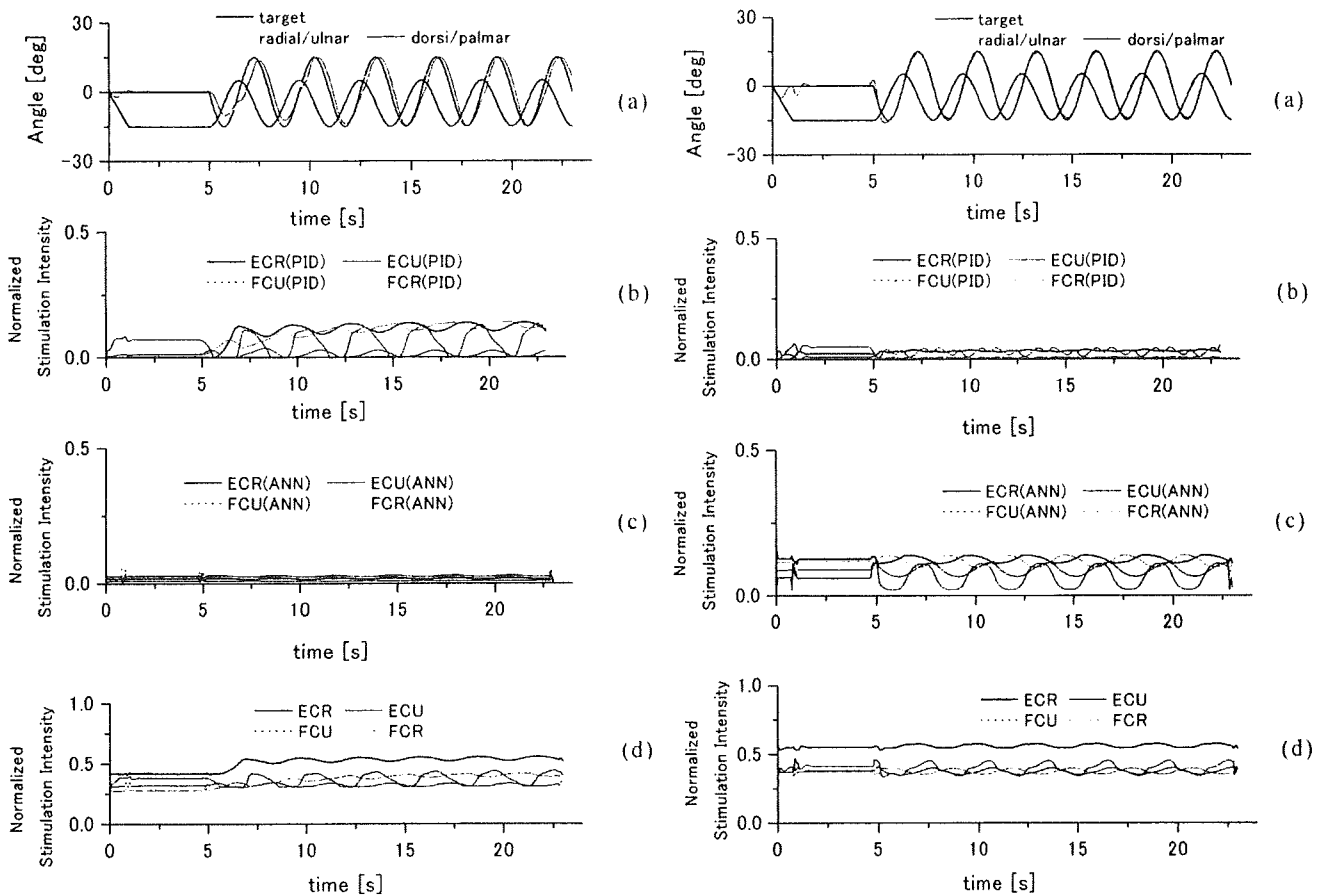
従来の FEL 制御器および提案した FEL 制御器を用いて手関節 1 自由度運動のシミュレーションを行ったところ、提案法の学習 1 回目の制御結果の方が従来法の制御結果よりも誤差が小さく良好な結果であった。これは PID 制御器が、従来法では負の値を出力しているのに対して、提案法では刺激閾値で制限を加えているため、正の値を出力していることによるものと考えられる。例えば、時刻 n で PID 制御器の出力 $I_{PID,n}$ が刺激閾値を下回った場合、従来法では、時刻 $n+1$ で $I_{PID,n}$ に出力変化分 $\Delta I_{PID,n}$ が加算される。一方で、提案法では、 $I_{PID,n}$ が刺激閾値に更新されてから、出力変化分 $\Delta I_{PID,n}$ が加算されるため、提案法では従来法よりも大きな値が出力されることとなる。その結果、従来法では PID 制御器が負の値を出力する場合にも、提案法では刺激閾値以上の値を出力し、制御結果が良かったと考えられる。FEL 制御器の臨床応用を考えると、学習初期段階からある程度精度の良い制御を行うことが望ましく、今回提案した FEL 制御器は有効であると考えられる。



(A) 従来の FEL 制御器 (B) 提案した FEL 制御器

Fig.3 従来の FEL 制御器および提案した FEL 制御器の学習 1 回目の制御結果

(a) 角度軌跡 (b) 各制御器の出力 (c) 各筋への刺激



(A) 学習 1 回目

(B) 学習 21 回目

Fig.4 FEL による学習前後の制御結果

(a)角度軌跡 (b)PID 制御器の出力 (c)ANN の出力 (d)各筋への刺激

また、提案した FEL 制御器を用いて手関節 2 自由度運動制御を行い、学習後に制御の遅れや誤差が減少するという結果が得られた。これより、FEL が多自由度運動の多チャンネル FES 制御へも拡張できることが示唆された。

6. まとめ

FEL の FES 制御への新しい適用方法を提案し、従来法に比べて学習の初期段階から良好な制御が行えることを確認した。さらに、提案法を用いて手関節 2 自由度運動の制御を行い、提案した方法が多自由度運動制御へも拡張できる可能性が示されたといえる。異なる筋骨格系の特性や目標軌道を用いた場合の学習、および刺激実験による FEL 制御器の実現可能性の検討が今後の課題である。

文 献

[1] 渡辺高志, 飯淵寛, 黒沢健至, 星宮望: '機能的電気刺激による手関節 2 自由度運動の多チャンネル PID 制御法'. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J85-D-II, No.2, pp.319-328, 2002

[2] Miyamoto H., Kawato M., Setoyama T., Suzuki R.:

'Feedback-error-learning neural network for trajectory control of a robotic manipulator'. *Neural Networks*, Vol.1, pp.365-372, 2003

[3] Kurosawa K., Futami R., Watanebe T., Hoshimiya N.: 'Joint Angle Control by FES Using a Feedback Error Learning Controller'. *IEEE Trans. Neural Systems and Rehab. Eng.*, Vol.13, No.3, pp.359-371, 2005

[4] Chosa S., Watanabe T., Yoshizawa M., Hoshimiya N.: 'A Computer Simulation Study of the Feedback Error Learning Controller for FES on the Wrist Joint's 1-DOF Movement'. *APCMBE2005*, 2005

[5] Watanabe T., Otsuka M., Yoshizawa M., Hoshimiya N.: 'Computer Simulation for Multichannel Closed-loop FES Control of the Wrist Joint'. *Proc.8th Vienna FES Workshop*, pp.138-141, 2004

圧電式ジャイロスコープを用いた 下肢関節角度の簡易計測法

古瀬 則夫*・渡邊 高志**・星宮 望***

Simplified Measurement Method for Lower Limb Joint Angles Using Piezoelectric Gyroscopes

Norio FURUSE,* Takashi WATANABE,** Nozomu HOSHIMIYA***

Abstract The joint angles of the lower limbs are important parameters in evaluating the ability and stability of walking when training to walk or control FES gait. In this study, a simplified measurement method for lower limb joint angles that uses gyroscopes attached to the thigh, the shank and the foot is proposed. The method was examined by measuring the leg joint angles of three neurologically intact subjects when walking. The results showed a high correlation between the joint angles measured with the commercially available electric goniometer and those by the proposed method. Appropriate attachment positions of the sensors were also suggested from the experimental results. The proposed simplified measurement method for lower limb joint angles is expected to be effective for walking training or FES gait restoration at clinical sites.

Keywords: joint angle, FES, gait, gyroscope, walking training.

1. はじめに

下肢運動機能麻痺者の歩行訓練や機能的電気刺激(FES)による歩行再建において、膝関節と足関節の関節角度は歩行の能力や安定性を判断する上で重要な情報である[1, 2]。下肢関節角度を計測するセンサとしては、光学式3次元位置測定装置、ゴニオメータ、ポテンシオメータなどが挙げられる。しかし、3次元位置測定装置は高価で、かつ、携帯できず、ゴニオメータやポテンシオメータなどの角度計は、関節に沿って装着する必要があるため装着も面倒であり、関節付近の装具や機器の装着の障害になると考えられる。

メカトロニクス等の分野で近年用いられている加速度センサやジャイロスコープは小型軽量で装着が容易かつ、安価であることから臨床での利用に適していると考えられ、それらセンサを下肢に装着し、歩行速度や関節角度等の計測、歩行期の認識などを行う方法が多数報告されてい

る[3-8]。例えば、姿勢や関節角度の簡便な計測法として、腰部、大腿部、下腿部に装着した加速度センサとジャイロスコープから歩行中の各部の姿勢を計測する方法[3, 7]や、大腿部、下腿部に装着したジャイロスコープから歩行中の各部の姿勢と膝関節角度を計測する方法が報告されている[8]。また、歩行訓練やFES歩行再建に関しては運動補助や電気刺激のタイミングの検出法において、加速度センサやジャイロスコープが用いられている[5, 6]。しかし、これまでの方法には、足関節が含まれていないことや、センサの装着部位が計測結果に及ぼす影響が検討されていないことなど、下肢全体を対象とした歩行中の動作計測としては不十分な点がある。また、加速度センサを利用した姿勢や関節角度の計測法も報告されている[4, 9]。この方法では、センサを関節軸近傍に装着する必要があるため、下肢の場合には特に関節動作に伴う身体表面の動きや下肢と床との接触時の衝撃などの影響を受けやすいことや、1つの角度の計測に必要な信号成分が4つと多いことが改善点であると思われる。

本研究では、歩行中の下肢関節角度を計測する方法について、臨床的実用性を考慮し、身体装着が容易で、かつ、簡便なシステム構成で実現するために、圧電式ジャイロスコープを用いることを検討した。ジャイロスコープを大腿部、下腿部、足背部に装着し、それらの出力の差分値を基に膝関節と足関節の関節角度を計測する。この簡便な計測

2005年3月17日受付, 2005年7月30日改訂
Received March 17, 2005; revised July 30, 2005.

* 宮城工業高等専門学校

Miyagi National College of Technology

** 東北大学情報シナジーセンター

Information Synergy Center, Tohoku University

*** 東北学院大学

Tohoku Gakuin University

方法について、歩行時の関節角度計測におけるセンサ装着部位の計測結果への影響を含めて、健常被験者における歩行実験により検討した。

2. 方法

2.1 関節角度計測の原理

大腿部、下腿部、足背部に装着したジャイロスコープにより計測される角速度と求める関節角度を図1に示す。関節を挟んで配置された2個のジャイロスコープの出力信号の差分により得られる関節角速度を数値積分し、膝関節角度 θ_{knee} と足関節角度 θ_{ankle} を計算した。計算式は、

$$\theta_{knee} = -\int (\dot{\theta}_{shank} - \dot{\theta}_{thigh}) dt \quad (1)$$

$$\theta_{ankle} = -\int (\dot{\theta}_{foot} - \dot{\theta}_{shank}) dt \quad (2)$$

となる。ここで、 $\dot{\theta}_{shank}$ 、 $\dot{\theta}_{thigh}$ 、 $\dot{\theta}_{foot}$ は、下腿部、大腿部、足背部に装着したジャイロスコープにより計測される角速度である。

2.2 評価実験

2.2.1 1軸アーム動作による角度計測の評価実験

提案する方法の角度計測精度を評価するため、1軸のアームに2個のジャイロスコープ(村田製作所, ENC-03J)を中心軸から各々15 cmの位置に配置し、ゴニオメータ(Penny & Gilles, ADU301A)、ポテンシオメータも一緒に取り付け、アーム動作時の角度の同時計測を行った。予備実験の結果、歩行中の関節角速度は約400 deg/s以下であったことから、1軸アームの角速度が約500 deg/s以下の ± 60 degの往復動作を行った。実験は10秒間に2回から8回程度の往復運動を15回行った。

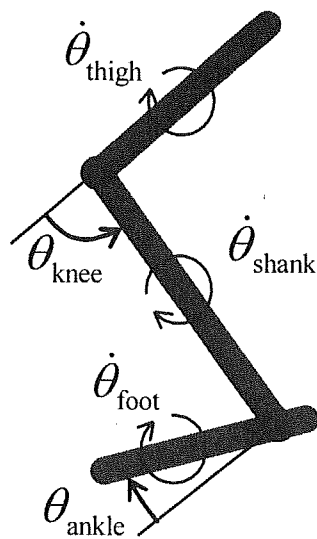


図1 ジャイロスコープにより測定する角速度と求める関節角度

Fig. 1 Angular velocities measured with gyroscopes and calculated joint angles.

2.2.2 歩行動作による角度計測の評価実験 図2に示すように、角速度を計測する5個のジャイロスコープを(以下、G1～G5と表記する)、左側下肢の大腿部(身体表面の膝関節中心から8 cm, 16 cm)、下腿部(膝関節と足関節の間)、足背部(足関節と中足指節関節の間、爪先と中足指節関節の間)に取り付け、式(1)、(2)により歩行中の関節角度を求めた。大腿部と足背部に各々2個のジャイロスコープを装着したのは、取り付け位置の測定結果への影響を調べるためである。また、ジャイロスコープの出力信号を基に計算される関節角度の妥当性を評価するため、ゴニオメータを用いて膝関節と足関節の関節角度を同時計測した。ジャイロスコープとゴニオメータからの出力信号は、L.P.F.(2次、 $f_c=22.6$ Hz、 $Q=0.71$)処理した後、120 Hz サンプリングによりパーソナルコンピュータに取り込んだ。なお、関節角度の計算において、ジャイロスコープの出力信号に含まれるオフセット値を原因とする計算誤差を除去するため、歩行動作終了時にゴニオメータで計測された関節角度とジャイロスコープの出力から求めた関節角度との偏差が基準値以下になるように、ジャイロスコープの出力信号のオフセット値を計測後の計算処理により調整した。

実験は、生体実験に関する承諾を得た健常被験者3名(20歳男子)に、幅1 m、長さ6 mのアルミ板の上で、普通と感じる速度(通常速度)と遅いと感じる速度(遅い速度)での歩行を各々12回ずつ行わせた(片足5～7歩)。また、足底の接地のタイミングを認識するため、靴の爪先と踵にアルミ箔を装着し、床のアルミ板との接触状態を計測した。それら足底部の接地状態により、下記の4種類の歩行期を識別した。

- 1) 爪先と踵が着床：立脚中期

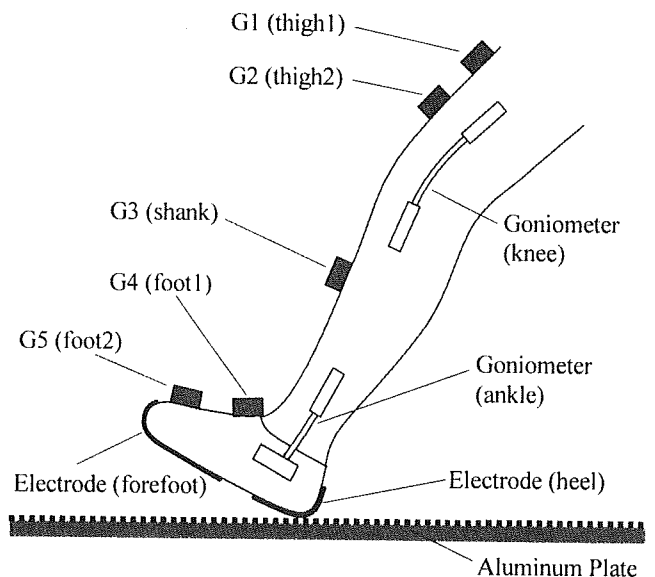


図2 計測に用いたセンサの配置

Fig. 2 Attachment positions of the sensors for measurement.

- 2) 爪先が着床, 踵が離床: 踵離床期
- 3) 爪先と踵が離床: 遊脚期
- 4) 爪先が離床, 踵が着床: 踵接地期

3. 実験結果

3.1 1軸アーム動作による角度計測の評価実験

ジャイロ스코ープ, ゴニオメータ, ポテンショメータの各センサから得られた計測値の近似度を二乗平均平方根 (root mean square, RMS) 差と相関係数により求めた. その結果を表 1 に示す. 表 1 より, 各センサから得られる計測データ間において RMS 差は小さな値, 相関係数は非常に高い値となり, 高い近似度が得られた.

3.2 歩行動作による角度計測の評価実験

歩行速度は被験者ごとに異なったが, 通常速度の歩行で 1.2 m/s 程度, 遅い速度の歩行で 0.7 m/s 程度であり, 妥当

な速度であったといえる [10]. このときのジャイロスコープの出力波形を歩行期と共に図 3 に示す. 図 3 で, G1 と G2, G4 と G5 をそれぞれ比較すると同じ部位でも取り付け位置が異なるとセンサ出力が異なることが分かる. 特に足背部に取り付けた G4 と G5 の間には中足指節関節があるため, 中足指節関節が大きく動作する踵離床期の後半におい

表 1 1軸アーム動作による角度計測の比較

Table 1 Comparison between the angular measurements by the movement of one axis arm.

Sensors	RMS	Correlation coefficient
Gyroscopes-potentiometer	1.37°	0.9999
Goniometer-potentiometer	1.46°	0.9997
Gyroscopes-goniometer	1.43°	0.9997

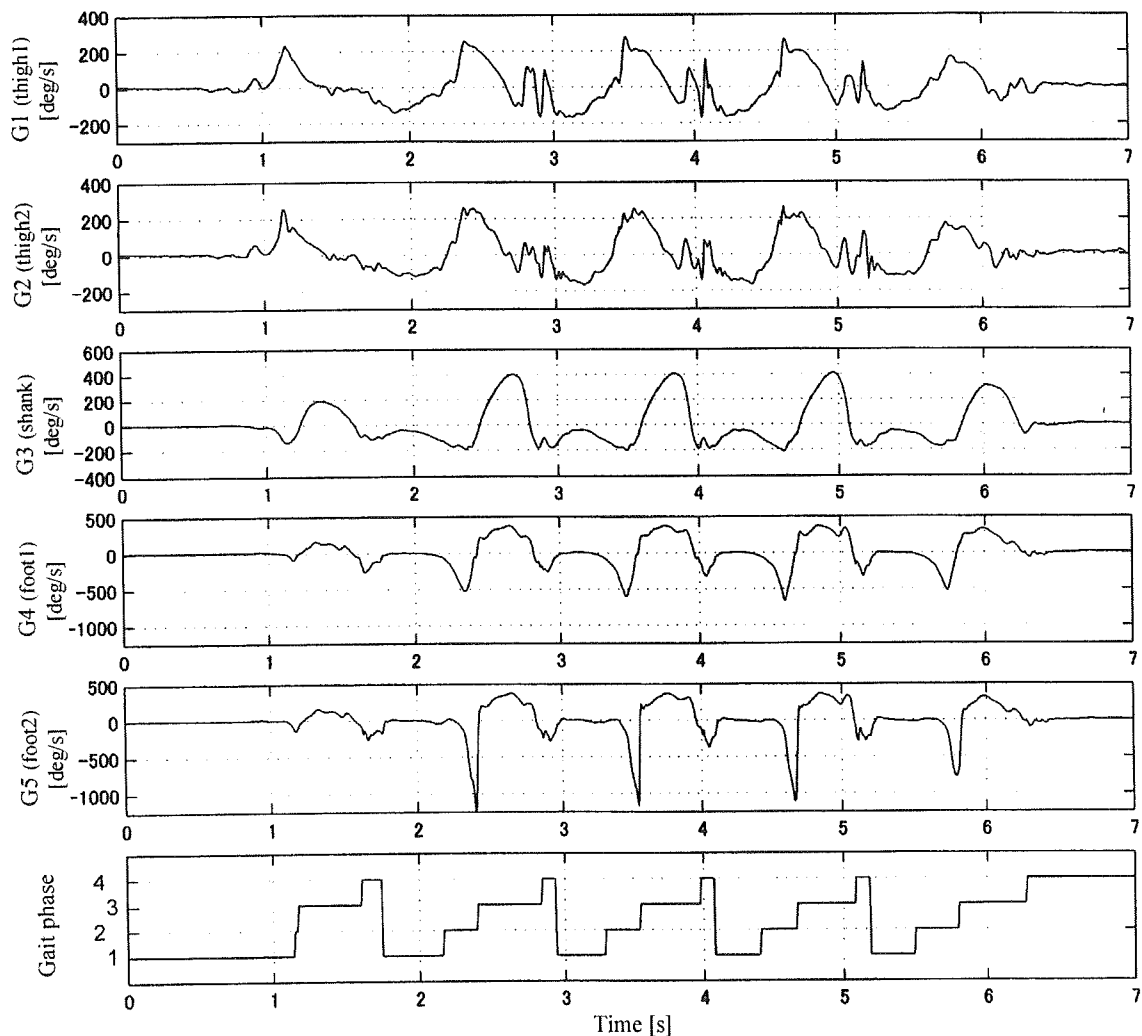


図 3 ジャイロスコープで計測した角速度 (被験者 A, 通常速度の歩行)
 ジャイロスコープの取り付け位置は図 2 を参照. 歩行期: 1) 立脚中期, 2) 踵離床期, 3) 遊脚期, 4) 踵接地期.

Fig. 3 Angular velocities measured with the gyroscopes (subject A, normal speed walking).
 The attachment positions of each gyroscope are provided in Fig. 2. Gait phase: 1) mid stance, 2) heel-off, 3) swing and 4) heel-strike.

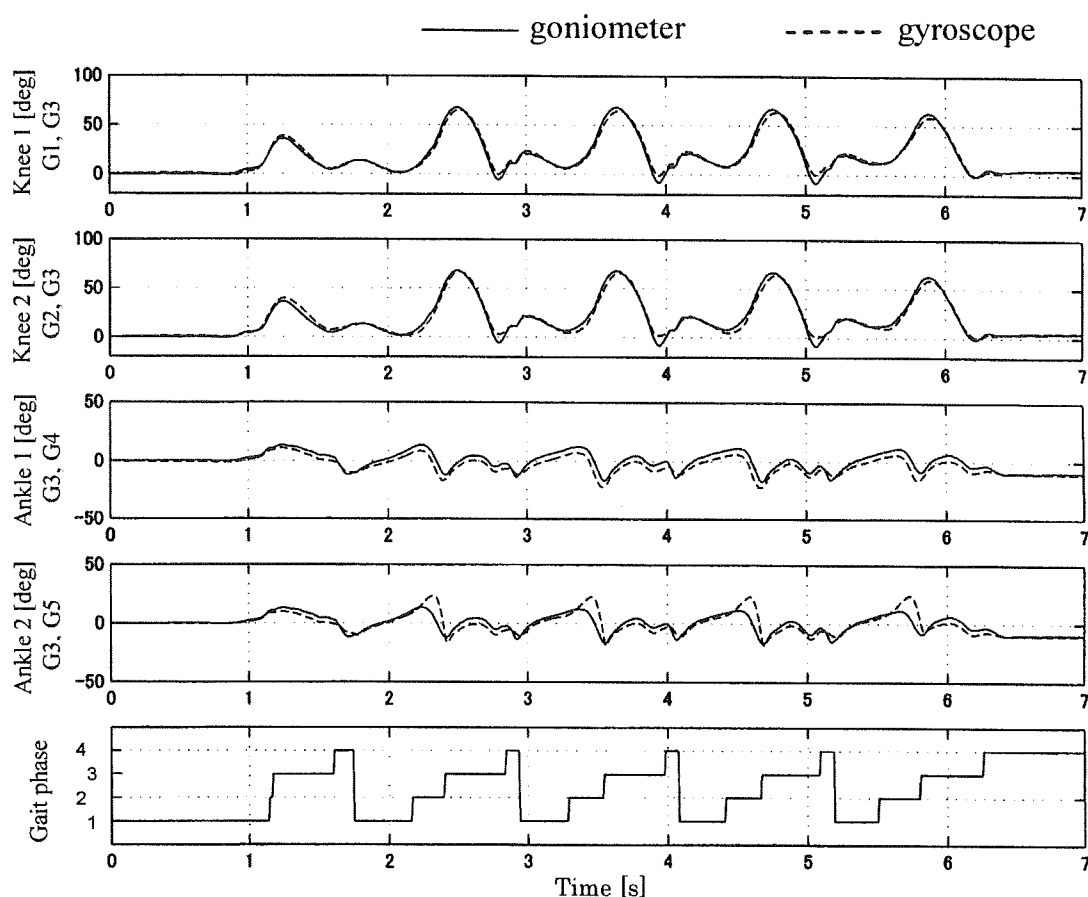


図4 ゴニオメータで計測した関節角度とジャイロスコープの出力を基に計算した関節角度との比較（被験者 A，通常速度の歩行）
計算に用いたジャイロスコープ：Knee 1: G1 & G3, Knee 2: G2 & G3, Ankle 1: G3 & G4, Ankle 2: G3 & G5. 歩行期：1) 立脚中期, 2) 踵離床期, 3) 遊脚期, 4) 踵接地期。

Fig. 4 Comparison of a joint angle measured with a goniometer and calculated by the outputs of the gyroscopes (subject A, normal speed walking).

The gyroscopes used in the calculation: Knee 1: G1 & G3, Knee 2: G2 & G3, Ankle 1: G3 & G4, Ankle 2: G3 & G5. Gait phase: 1) mid stance, 2) heel-off, 3) swing and 4) heel-strike.

表2 ジャイロスコープの出力を基に計算した関節角度とゴニオメータで計測した関節角度との間の比較

Table 2 Comparison between the joint angles calculated from the outputs of the gyroscopes and the angles measured with the goniometer.

Joint	Gyro.	Normal walking speed		Slow walking speed	
		RMS	Correlation coefficient	RMS	Correlation coefficient
Knee	G1, G3	3.00°	0.991	2.58°	0.994
	G2, G3	4.15°	0.985	3.54°	0.988
Ankle	G3, G4	2.90°	0.951	2.74°	0.952
	G3, G5	7.28°	0.773	6.75°	0.777

て、G5の出力波形に大きな負の出力が見られる。

式(1), (2)によりジャイロスコープの出力を基に膝関節と足関節の関節角度を計算し、ゴニオメータで計測した関節角度と比較した結果を図4に示す。また、ジャイロスコープの出力を基に計算した関節角度と、ゴニオメータにより計測した関節角度との近似度をRMS差と相関係数に

より求めた。被験者ごとに算出した近似度の値は同じ傾向を示したので、平均値を求めて評価することとした。その結果を表2に示す。膝関節角度の計算においては、全てのジャイロスコープを用いた計算において高い相関係数が得られた(0.985以上)。また、G2よりG1を用いた場合の方がより高い近似度が得られた($p < 0.01$, t -test)。一方、足

関節角度の計算では、G4 を用いた場合には高い近似度が得られたが、G5 を用いた場合には近似度が低かった。また、通常速度の歩行より遅い速度の歩行の方がやや高い近似度を示した。

4. 考 察

1 軸アーム動作による角度計測の評価実験の結果において、各角度センサから得られる計測データ間で高い近似度が示された。このことから、ジャイロスコープとゴニオメータによる角度測定自体にはほとんど差が無いといえる。大腿部、下腿部に装着したジャイロスコープから歩行中の膝関節角度を計測した方法[8]では、3 次元位置測定装置による計測値との間の RMS 差が 6.42° 、相関係数が 0.93 であった。本手法による歩行中の膝関節角度計測では、ゴニオメータによる計測値との間の RMS 差が 3.00° 、相関係数が 0.99 であり、十分に高い近似度が示された。これらのことから、本手法による膝関節と足関節の計測が十分な精度で可能であると考えられる。本計測法を含め一般的に用いられている関節角度計は 3 次元の構造である身体の表面に装着されることから、歩行動作等に伴う筋骨格系の複雑な動きを 1 つの角度で表現しているものと考えられる。したがって、センサ装着方法の違いが表 2 に示したジャイロスコープとゴニオメータによる関節角度の測定値の差になって現れたものと考えられる。

歩行実験の結果から、膝関節角度の計算では膝関節から離れた位置に装着した G1 を用いた方が G2 を用いた場合よりも近似度が高いこと、足関節角度の計算では中足指節関節の影響を受けない G4 を用いた方が G5 を用いた場合より近似度が高いことが確認された。このように、歩行中の関節角度を計測する場合には、センサを装着する位置が影響することを実験的に確認し、少しの注意を払うことによって、ゴニオメータと同様の計測結果を得られることが実験的に示された。

本論文の実験で用いたようなゴニオメータは、臨床でも広く使用されているが、センサ装着位置の違いによる計測結果の相違や、関節付近に装着する装具や機器と同時に装着する際の問題、さらには、衣服の装着の妨げになるなどの使用上の不便さが残されている。一方、ジャイロスコープは、小型軽量で身体装着が容易であり、装具等の装着、衣服の装着の妨げにならず、今回の歩行実験における装着時間は 2～3 分であり、装着位置を厳密に調整する必要が無い場合、実際の使用においても同程度の時間で装着できるものと考えられる。また、歩行時の身体表面の動きが比較的大きな関節軸近傍から離せることから、歩行の障害にならず、外れにくく、また小型軽量であるため、違和感無く利用できるものと考えられる。これらの点を考慮すると、本手法は臨床適用上、実用的になると思われる。

電気刺激を用いた歩行訓練や FES 歩行制御においては、

歩行の能力や安定性を評価するために関節角度や歩行期に関する情報を利用するのが一般的である。本論文で提案する方法は、そのような目的での利用において特に有効になると考えられる。すなわち、歩行訓練等のシステムでは、表面電気刺激を用いることも多く、その場合、刺激電極を身体表面の特定の位置に貼付しなければならないため、センサの装着が困難になることもある。これに対し、本論文で提案した方法は、センサ装着位置をある程度変えられる点で有利である。また、本手法では 2 個のジャイロスコープから得られる 2 つの角速度信号で 1 つの関節角度を計測でき、膝関節と足関節の角速度を計測する場合には、1 つのジャイロスコープを共通に使用して、3 つの角速度信号で 2 つの関節角度を計測できる。さらに、歩行中の下肢関節角度の計測だけでなく、姿勢角度の計測や歩行期の認識も可能であり[3,6]、歩行に関する様々な情報を簡便なシステム構成で取得可能である。

本手法では、ジャイロスコープの出力信号を積分し関節角度を計算している。その関節角度は相対値であるため、初期値を設定する必要がある。また、本論文ではジャイロスコープの出力信号に含まれるオフセット値の影響を除去し解析したが、そのオフセット値は測定誤差の原因となる。これらの問題は、関節角度が特定できる立位から歩行を開始し、短時間で終了する歩行訓練においては、あまり問題にならないと考えられるが、それ以外の場合には歩行期を認識し、特定の歩行のタイミングで関節角度値を補正することにより、これらの誤差の影響を除去することが可能になると考えられる[10]。

5. ま と め

本論文では、圧電式ジャイロスコープを膝関節と足関節について、各々の関節軸を挟んだ両側に装着し、各センサの出力の差分値を基に下肢関節角度を簡便に計測する方法を提案した。1 軸アーム動作による評価実験ではゴニオメータとジャイロスコープによる角度計測値にほとんど差がなく、また、健常被験者における歩行中の関節角度計測により評価した結果、市販のゴニオメータにより計測した関節角度との間に高い近似度が見られたことから、提案した方法により関節角度を妥当な精度で計測でき、歩行動作の特徴を十分に認識可能であることが示された。また、ジャイロスコープを装着する位置についても検討し、歩行中の関節角度を計測する場合の適切な位置を実験的に確認した。以上の結果から、歩行訓練や FES 歩行再建において、提案した下肢関節角度の計測法を有効に用いることができるものと考えられる。

謝辞 本研究を進める上で、貴重なご助言、ご協力をいただいた Ljubljana 大学の Tadej Bajd 教授、Imre Cikajlo 氏に深く感謝致します。なお、本研究の一部は文部科学省

科学研究費補助金、厚生労働科学研究費補助金の援助を受けた。記して感謝する。

文 献

1. Bajd T, Kralj A, Štefančič M, Lavrač N: Use of functional electrical stimulation in the lower extremities of incomplete spinal cord injured patients. *Artif Organs*. **23**(5): 403-409, 1999.
2. Bogataj U, Gros N, Kljajic M, Acimovic-Janezic R: Enhanced rehabilitation of gait after stroke: a case report of a therapeutic approach using multichannel functional electrical stimulation. *IEEE Trans Rehab Eng*. **5**(2): 221-232, 1997.
3. 本井幸介, 田中志信, 野川雅道, 山越憲一: 姿勢・歩行速度の無拘束同時計測法に関する基礎検討. *生体医工学*. **41**(4): 273-279, 2003.
4. 久下幸子, 倉田 聡, 牧川方昭, 高橋 歩, 香川哲也, 徳江林三: 日常生活における下肢運動の計測. 第19回バイオメカニズム学術講演会講演予稿集, 1998, pp. 157-160.
5. Williamson R, Andrews BJ: Gait event detection for FES using accelerometers and supervised machine learning. *IEEE Trans Rehab Eng*. **8**(3): 312-319, 2000.
6. Pappas IPI, Popovic MR, Keller T, Dietz V, Morari M: A reliable gait phase detection system. *IEEE Trans Neural Syst Rehab Eng*. **9**(2): 113-125, 2001.
7. Simcoxa S, Parkerb S, M Davisa G, W Smithc R, W Middleton J: Performance of orientation sensors for use with a functional electrical stimulation mobility system. *J Biomech*. **38**: 1185-1190, 2005.
8. Tong K, Granat MH: A practical gait analysis system using gyroscopes. *Med Eng Phys*. **21**: 87-94, 1999.
9. Kurata S, Makikawa M, Kobayashi H, Takahashi A, Tokue R: Joint motion monitoring by accelerometers set at both near sides around the joint. *Proc IEEE EMBS Conf*. **20**(4): 1936-1939, 1998.
10. 佐川貢一, 佐藤豊, 猪岡 光: 水平方向歩行距離の無拘束計測. 計測自動制御学会論文集. **36**(11): 909-915, 2000.

古瀬 則夫 (フルセ ノリオ)

平成2年豊橋技術科学大学工学部電気・電子工課程卒業。平成4年同大学大学院修士課程電気・電子工学専攻修了。同年宮城工業高等専門学校電気工学科助手。平成11年東北大学大学院工学研究科博士後期課程電子工学専攻修了(工学博士)。平成12年より宮城工業高等専門学校助教授。この間、機能的電気刺激システムにおける制御法や制御命令入力法を中心に、生体電子工学・福祉工学に関する研究に従事。

日本生体医工学会、バイオメカニズム学会、日本FES研究会、IEEE各会員。



渡邊 高志 (ワタナベ タカシ)

平成元年山梨大学工学部電気工学科卒業。平成3年東北大学大学院工学研究科博士前期課程電気及通信工学専攻修了。平成5年東北大学工学部通信工学科助手。平成12年同大学院工学研究科電子工学専攻講師を経て、平成13年東北大学情報シナジーセンター助教授。現在に至る。博士(工学)。機能的電気刺激による麻痺肢の運動機能再建の分野での多チャンネル閉ループ制御法や筋・骨格系の電気刺激応答モデル、ユーザ・インターフェイスを中心に、生体電子工学・福祉工学に関する研究に従事。

日本生体医工学会、バイオメカニズム学会、IEEE、IFESS各会員。



星宮 望 (ホシミヤ ノゾム)

昭和39年東北大学工学部電子工学科卒業。昭和44年同大学院修了(工学博士)。東北大学工学部助手、助教授を経て、昭和57年北海道大学応用電気研究所教授。昭和63年東北大学工学部教授(電気応用計測工学講座/生体電子工学講座を担当)。平成13年4月～14年11月東北大学副総長。平成16年3月定年退官。平成16年4月から東北学院大学学長。この間、機能的電気刺激による麻痺肢の制御など生体電子工学の研究に従事。

IEEE Fellow (1994), 電子情報通信学会フェロー (2001), AIMBE Fellow (2002)。



異なる信号入力を有する人工神経回路群の出力に対する 演算処理による特徴的動作の認識法の検討

渡邊 高志*・藤原 大樹**・村上 肇***
古瀬 則夫†・吉澤 誠*・星宮 望††

A Study on a Recognition Method for Specific Motions by Processing Outputs of Artificial Neural Networks with Different Input Signals*

Takashi WATANABE,* Taiki FUJIHARA,** Hajime MURAKAMI,***
Norio FURUSE,† Makoto YOSHIZAWA,* Nozomu HOSHIMIYA††

Abstract This paper studies improvement of the clinical practicality of the control command input method for motor disabled patients using the recognition of specific motions via an artificial neural network (ANN). Several good ANNs that had different combinations of input signals and/or different number of neurons in the hidden layer were selected for each subject. The final recognition was determined by the majority decision rule by three good ANNs. The AND operation of the outputs of selected ANNs was also used to reduce the number of misrecognitions. The results with neurologically intact subjects and a hemiplegic patient showed that the proposed method would be effective clinically compared to the method using a single ANN with a fixed combination of input signals for all patients. It was also shown that trained ANNs with the proposed method could be used on other days with good performance.

Keywords: control command, artificial neural network, motion, recognition, motor paralysis.

1. はじめに

運動機能障害者がパーソナルコンピュータや機能的電気刺激 (FES) 装置や環境制御機器等を操作する場合、残存する運動機能によるスイッチ操作が主に利用されている。しかし、患者によって麻痺の症状が異なるために制御命令入力に利用できる残存運動機能に違いがあること、進行性の神経・筋疾患の場合には利用可能な残存運動機能に変化が生じてしまうことなどの点から、実際の使用においては、各患者に個別に対応して適切な制御命令入力装置を選択したり、新たに製作したりする必要がある。

我々は、患者の残存運動機能による特徴的な動作 (例えば、素早いなすき動作、素早い肘屈曲動作) を人工神経回路 (ANN) で認識して制御命令入力に利用する方法を提案し、十分に使用可能であることを健常者及び四肢麻痺者で確認してきた [1, 2]。この方法は、同一のシステムで、身体部位に依存せずに様々な特徴的動作を検出可能であるため、異なる麻痺症状の患者にも適用できる。つまり、患者の残存運動機能に応じた特徴的動作を制御命令入力に利用可能にする。しかしながら、これまでに検討してきた方法では、ANN 構造や入力するセンサ信号をあらかじめ決めて固定していたため、患者によっては特徴的動作の認識に不適切な場合があること、動作認識に必要とされる信号の種類が患者の残存運動機能によって異なること、特徴的動作の実行に不慣れな場合に誤検出が多く生じてしまう場合があることなどの問題点が明らかになってきた。

一方、医療関係で ANN を用いた動作の認識は、疾患の自動診断やリハビリテーションでの評価、行動評価のための日常動作の識別などで検討されているが [3-6]、目的により、ANN の構造やニューロン数、入力層へ与える信号の処理方法、学習方法などが異なってくる。そのため、制御命令入力のための動作認識においても、適切な方法の確立

2005 年 5 月 20 日受付, 2005 年 9 月 5 日改訂
Received May 20, 2005; revised September 5, 2005.

* 東北大学情報シナジーセンター
Information Synergy Center, Tohoku University

** 東北大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Tohoku University

*** 新潟工科大学
Niigata Institute of Technology

† 宮城工業高等専門学校
Miyagi National College of Technology

†† 東北学院大学
Tohoku Gakuin University

が必要である。

本報告では、臨床的に実用性の高い ANN による特徴的動作の認識法を確立するため、誤検出を低減することに加え、動作を計測するセンサを種類によらず複数使用できること、患者ごとに適切な情報を抽出して利用することを實現して、患者の異なる症状に簡便に対応できる方法について検討した。

2. 方 法

2.1 ANN の基本構造

本報告では、特徴的動作として「明確なうなずき動作」を対象とし、これまでの研究結果[1]に基づき3層フィードフォワード型 ANN を特徴的動作の認識に用いた。図1に、2つのセンサ A, B からの信号を入力とする場合の例を示した。 a_1, a_2 はセンサ A から得られる信号で、 b_1 はセンサ B からの信号であり、特徴的動作を行ったときの各センサの信号の最大変位である a_{max}, b_{max} で規格化して入力する。入力層には、1 回の特徴的動作を認識するために、サンプリング周波数 10 Hz で計測した信号を、各信号成分について 6 時刻分入力する[1]。例えば 3 つの信号がある場合には、入力層のニューロン数は 18 個になる。中間層のニューロン数は可変とし、出力層のニューロン数は 1 個とした。各ニューロンの出力は、シグモイド関数により 0~1.0 の値とし、出力層のニューロンの出力値が 0.5 以上の時に、特徴的動作が行われたとして認識される。

2.2 特徴的動作の認識方法

本論文で提案する特徴的動作の認識法の概略を図2に示す。以下に、図2に沿って説明する。

2.2.1 入力信号の規格化 異なる種類のセンサを使用できるようにするため、図1に示したように、ANN への入力となる各センサからの出力を、特徴的動作を行ったときの各々のセンサから得られた最大変位で規格化した。た

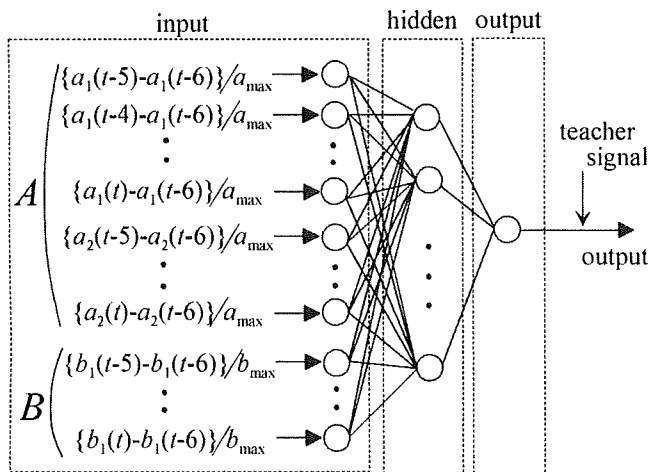


図1 特徴的動作の認識に用いた ANN の基本構造

Fig. 1 Basic structure of the ANN used to recognize specific motions.

だし、1つのセンサから複数の信号成分が得られる場合には、各成分の最大変位のうちの最大値で、すべての信号成分の振幅を規格化した。

2.2.2 適切な入力信号を有する ANN の選択 麻痺の症状が異なる場合には、ANN による動作認識に有効なセンサ信号が異なる。そこで、適切な信号を抽出して利用するために、信号のすべての組み合わせについて、それらを入力とする ANN を構成し、適切な認識を行える ANN を選択することにした。つまり、 n 種類の計測データが得られる場合には、 $\sum_{k=1}^n C_k$ 通りの組み合わせの各々を各 ANN の入力とした。また、各 ANN に対して中間層のニューロン数を 1~18 個の間で変化させることで、入力信号の数や種類に応じて ANN が適切に学習できるようにし、それらの中から、特徴的動作の認識率や誤認識率などの条件を設定し、適切な ANN を複数選択した。ただし、特徴的動作

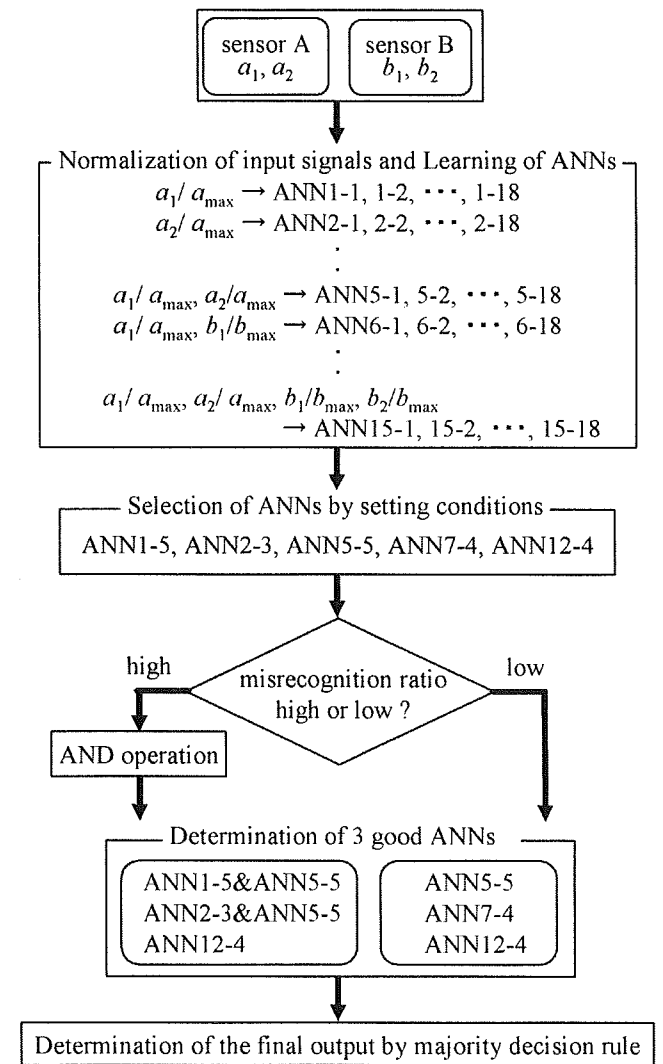


図2 異なる信号入力をもつ ANN 群の出力に対する演算処理による特徴的動作の認識法の概略

Fig. 2 Outline of the recognition method for specific motions by processing outputs of ANNs with different input signals.

を行ったときの平均的な最大変位が規格化振幅で 0.1 未満の信号については、それを単独で使用する ANN は採用しないこととした。

2・2・3 最終出力の決定 選択された ANN について、誤認識率が低い場合には、認識時刻のずれが小さいこと、異なる信号入力を有することを考慮し、3つの ANN を抽出した。一方、単独の ANN では誤検出が多く誤認識率が高くなってしまふ場合には、2つの ANN 出力の AND 演算を行い、その出力を1つの ANN 群の出力として、計3つの ANN 群または ANN を抽出した。このとき、ANN による認識時刻にずれが生じる場合があるため、最初の検出後2時刻以内の出力までを AND 演算処理の対象とした。そして、1回の動作に対して、抽出された3つの ANN (群) のうちの2つ以上が一定時間内(最初の動作検出後3時刻以内)に認識した場合に特徴的動作を認識したとする多数決方式を採用し、最終的な出力を決定した。

3. うなずき動作認識実験による評価

3・1 評価方法

3次元位置座標 x, y, z と zyx 軸系でのオイラー角 a (方位角), e (仰角), r (ロール角) の2つのセンサから各3成分で計6種類の信号を得ることを想定した。計測には、磁気式3次元位置角度センサ (FASTRAK, POLHEMUS) を用いた (サンプリング周波数 10 Hz)。このセンサを用いたのは、2つの異なるセンサ情報を簡便に得られるためであり、本手法の実現に FASTRAK が必要であるわけではない。

実験は、健常被験者3名 (被験者 A ~ C, 23 ~ 25 歳男性)、上肢の完全麻痺を有する右片麻痺者1名 (被験者 D, 36 歳女性) で行った。被験者は、FASTRAK のレシーバを取り付けたゴーグルを頭部に装着し、以下の2つの手順で計測を行った。

- (1) 120 秒の計測時間内で、はじめの1分間は10秒ごと5回のうなずき動作 (y 軸正方向を向き、 x 軸周りの動作) を行い、その後自由な頭部動作を行う。
- (2) 120 秒の計測時間内で、10秒ごと11回のうなずき動作を行い、うなずき動作以外の時間帯では自由な頭部動作を行う。

健常被験者では、計測(1)を3試行、(2)を8試行、片麻痺者では、計測(1)を2試行、(2)を5試行とした。これらの計測を1セットとし、異なる日に合計3セットの計測を行った。各セットにおいて、計測(1)の第1試行のみを ANN の学習に使用し、この学習データでの5回のうなずき動作から算出した最大変位の平均値を用いて、入力信号を規格化した。次に、計測(2)の最初の3試行 (片麻痺者では2試行) の計測結果から、認識に用いる ANN を選択した。残りの5試行 (片麻痺者では3試行) は評価実験に用いた。

ANN の学習には誤差逆伝搬法を用いた [1, 2]。学習のパラメータは、学習係数を 0.2, 学習速度を 2.0 とした。また、慣性項の係数は、初期値を 0, 学習1回ごとの増分を 0.001, 最大値を 0.9 とした。教師信号は、特徴的徴動作の終了時に 0.99 を1サンプル分だけ与え、その他には 0.01 を与えた。結合荷重の修正は、教師信号が 0.99 の時に 0.01 の時の5倍の修正量を加算した。学習回数は、二乗誤差関数が一定の基準値 (0.00013) より小さくなるまでとし、上限を 4000 回に設定した。

3・2 評価結果

評価は、3次元位置センサとオイラー角センサの同時使用を想定した場合、いずれか一方のセンサのみの使用を想定した場合の計3通りについて行った。一方のセンサのみの使用を想定した場合には、両方のセンサの使用を想定した場合の結果に比べて、認識精度がやや劣る場合が多く見られたが、おおむね同様の結果であったので、複数センサの使用を想定した場合の評価結果を例として表1に示す。この表で、ANN を選択する際の条件は、計測(2)の最初の3試行 (片麻痺者では2試行) の計測結果に対する認識率 (健常者全33回または片麻痺者全22回のうなずき動作に対する認識回数) と誤認識率 (動作を認識した総数に対する誤って認識した回数) から、ある程度の数の ANN の候補が選択されるように設定した認識率と誤認識率 (括弧内) を表す。また、抽出された3つの ANN をそれぞれ単独で使用した場合の評価結果と提案手法での評価結果について、認識率 (健常者全55回または片麻痺者全33回のうなずき動作に対する認識回数) と誤認識率 (括弧内) を示した。表中、抽出された ANN は、「 $zr-8$ 」のように表した。これは、入力に z 座標とロール角を与え、中間層のニューロン数を8個とした ANN を表す。なお、2つの ANN の AND 演算を1つの ANN 群とした場合には、「 $xyzar-2 \& xz-2$ 」のように表した。

すべての認識結果において、抽出された3つの ANN を単独で使用した場合には、認識率や誤認識率が悪くなる ANN があった。認識実験に使用した3つの ANN を単独で使用した場合の認識率は $88.9 \pm 14.4\%$ 、誤認識率は $7.5 \pm 8.9\%$ で、提案手法での認識率は $89.1 \pm 15.3\%$ で、誤認識率が $4.1 \pm 6.1\%$ となり、提案手法による認識率は、単独の ANN の場合の平均値と同等であるが、誤認識率は改善されることが示唆される。また、被験者 C の第2セットのように、単一の ANN で誤検出が多数存在して誤認識率が高い場合には、AND 演算によって誤検出を低減し、誤認識率を改善できることを確認できる。しかしながら、被験者 C の第2セットや被験者 D の第2セットのように、単独の ANN での認識率が低い場合には、本手法による認識率も影響を受けることがわかる。

表1に見られるように、同じ被験者であっても、抽出された3つの ANN がセットごとに異なった。これは、各セ

表 1 複数センサの使用を想定した場合の特徴的動作の認識実験の結果。認識率 [%] と括弧内に誤認識率 [%] を示す。
Table 1 Results of specific-motion recognition experiments in the case of using multiple sensors. Recognition ratio [%] and misrecognition ratio [%] in parentheses are shown.

Subject		Condition for ANN selection	Individual use of three selected ANNs	Proposed method
A	1st	100 (0)	<i>zr</i> -8: 100 (0), <i>xza</i> -10: 100 (3.5), <i>yz</i> a-4: 100 (6.8)	100 (0)
	2nd	100 (0)	<i>e</i> -4: 98.2 (0), <i>xz</i> -3: 100 (0), <i>ze</i> -6: 100 (0)	100 (0)
	3rd	100 (0)	<i>e</i> -3: 100 (0), <i>yz</i> a-3: 98.2 (5.3), <i>xyze</i> -6: 100 (0)	100 (0)
B	1st	100 (0)	<i>aer</i> -4: 100 (5.2), <i>xyer</i> -10: 100 (3.5), <i>xae</i> -12: 100 (6.8)	100 (3.5)
	2nd	100 (0)	<i>z</i> -3: 100 (0), <i>xz</i> -4: 100 (0), <i>ye</i> -6: 81.8 (0)	100 (0)
	3rd	100 (0)	<i>e</i> -3: 100 (0), <i>yz</i> -4: 94.5 (3.7), <i>ze</i> -4: 100 (1.8)	100 (1.8)
C	1st	100 (≤5.2)	<i>yer</i> -4: 89.1 (2.0), <i>xyer</i> -10: 83.6 (4.2), <i>zaer</i> -7: 89.1 (0)	89.1 (2.0)
	2nd	90.9 ≤ (≤23.1)	<i>xyzar</i> -2 & <i>xz</i> -2: 65.5 (2.7), <i>xyzar</i> -2 & <i>ze</i> -2: 67.3 (0), <i>xyzar</i> -2 & <i>xza</i> -2: 61.8 (2.9) (<i>xyzar</i> -2: 81.8 (13.5), <i>xz</i> -2: 65.5 (10.0), <i>ze</i> -2: 78.2 (2.3), <i>xza</i> -2: 63.6 (7.9))	63.6 (2.8)
	3rd	100 (≤9.8)	<i>ze</i> -4: 96.4 (8.6), <i>za</i> -16: 98.2 (23.9), <i>ye</i> -2: 94.5 (14.8)	98.2 (3.6)
D	1st	90.9 ≤ (≤3.2)	<i>yzae</i> -10: 90.9 (0), <i>yzaeer</i> -10: 66.7 (0), <i>xyzae</i> -18: 97.0 (0)	90.9 (0)
	2nd	81.8 ≤ (≤20.6)	<i>ya</i> -13: 72.7 (35.1), <i>yar</i> -14: 57.6 (29.6), <i>yar</i> -6: 60.6 (13.0)	54.5 (21.7)
	3rd	100 (0)	<i>yz</i> e-8: 93.9 (0), <i>xye</i> -9: 97.0 (0), <i>xyze</i> -10: 100 (2.9)	97.0 (0)

表 2 複数センサの使用を想定した場合の第 1 セットで決定した ANN を用いた第 2, 第 3 セットの測定に対する評価結果。認識率 [%] と括弧内に誤認識率 [%] を示す。

Table 2 Evaluation results of the 2nd and 3rd sets of measurements by the ANNs determined in the 1st set in the case of using multiple sensors. Recognition ratio [%] and misrecognition ratio [%] in parentheses are shown.

	2nd set		3rd set	
	Individual use of three selected ANNs	Proposed method	Individual use of three selected ANNs	Proposed method
subj. A	96.4 (3.6), 100 (6.8), 94.5 (5.5)	100 (3.5)	94.5 (1.9), 89.1 (3.9), 90.9 (12.3)	96.4 (1.9)
subj. B	98.2 (0), 96.4 (0), 96.4 (1.9)	96.4 (0)	94.5 (3.7), 96.4 (8.6), 100 (3.5)	98.2 (3.6)
subj. C	63.6 (10.3), 80.0 (10.2), 100 (9.8)	69.1 (2.6)	67.3 (2.6), 80.0 (8.3), 100 (5.2)	80.0 (8.3)
subj. D	78.8 (7.1), 81.8 (10.0), 78.8 (3.7)	78.8 (7.1)	93.9 (0), 90.9 (0), 3.0 (0)	90.9 (0)

ットで 3 つの ANN を決定する際に、候補の数を少なくするために ANN の選択条件を厳しく設定したり、多くの ANN が候補になった場合には認識時刻の差が小さい組み合わせを選択したりしたため、第 1 セットで抽出した 3 つの ANN が第 2, 第 3 セットである程度の認識精度を達成しても、3 つの ANN としてそれらが抽出されなかったからである。そこで、第 1 セットで抽出された 3 つの ANN を用いて、第 2, 第 3 セットの計測データに対する認識精度の評価を行った (表 2)。この結果から、異なる実験日の計測に対して以前に学習した ANN を用いても、認識率や誤認識率はおおむね同等であることがわかる。また、提案した方法は、単一の ANN を用いた場合よりも、認識率や誤認識率の大きな悪化を生じにくい傾向があるといえる。したがって、各利用者について、一度 3 つの ANN を抽出すれば、センサの脱着後や異なる日でも同一の ANN を用いて特徴

的動作の認識が行えることが示唆される。

本論文で提案する方法と従来の方法 (*xyz*-6 の ANN) とで、特徴的動作の認識を比較した結果を図 3 に示す。これは、特徴的動作を実行した場合の認識率と検出した動作に対する誤認識率を各試行から求めて、被験者ごとに平均した結果であり、提案手法において 3 次元位置センサだけ、あるいはオイラー角センサだけといった単一センサの使用を想定した場合も含めてある。認識率については、被験者 D や全体の平均の一部で有意差 (Dunnnett の多重比較) が確認され、従来の方法よりも本論文で提案する方法が高い認識率が得られることが示唆される。また、誤認識率については、被験者 D を除いて有意差 (Dunnnett の多重比較) が確認され、提案する方法では従来の方法よりも誤認識率が低下することが示唆される。

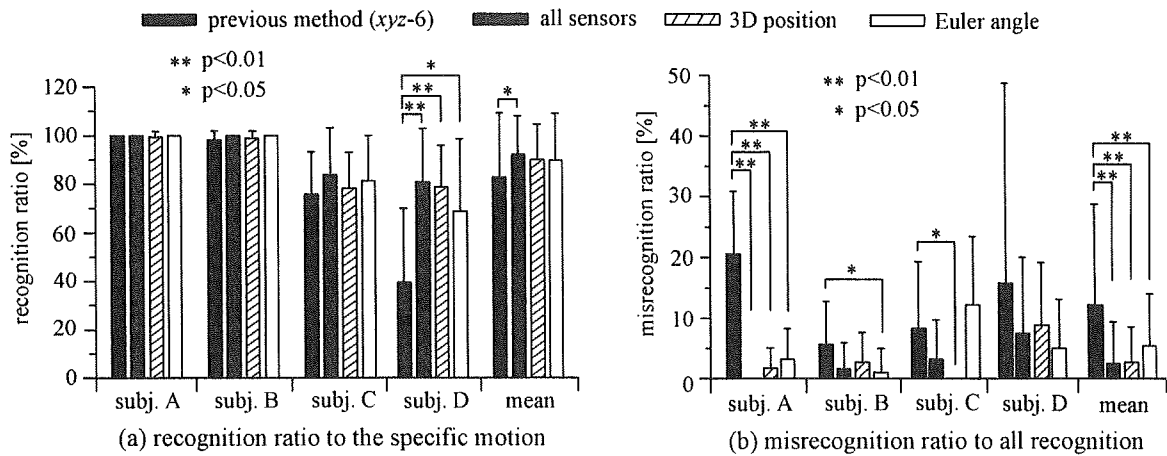


図3 特徴的動作の認識実験での従来の方法に対する提案手法の認識率と誤認識率の比較

Fig. 3 Comparison of recognition ratio and misrecognition ratio between the proposed method and the previous one in specific-motion recognition experiments.

表3 AND演算の有無による認識結果の相違. 認識率[%]と括弧内に誤認識率[%]を示す.

Table 3 Difference between recognition results with or without the AND operation. Recognition ratio [%] and misrecognition ratio [%] in parentheses are shown.

	Number of ANNs	Proposed method	Majority decision rule without AND operation		
			Recognition by 2 of 3 ANNs	Recognition by 3 of 4 or 4 of 5 ANNs	Recognition by 3 of 5 ANNs
Subj. C 2nd (all sensors)	4	63.6 (2.8)	65.5 (12.2)	61.8 (0)	—
Subj. A 1st (3D position)	5	100 (1.8)	100 (20.3)	98.2 (0)	98.2 (16.9)
Sub. C 3rd (3D position)	4	89.1 (0)	100 (16.7)	98.2 (15.6)	—
Subj. C 1st (Euler angle)	4	72.7 (2.4)	83.6 (4.2)	80.0 (4.3)	—
Subj. C 3rd (Euler angle)	4	100 (8.3)	100 (8.3)	100 (8.3)	—

4. 考 察

本報告で提案した ANN による特徴的動作の認識法について、健常者と片麻痺者で評価を行い、十分に利用可能な精度が得られることが示された。片麻痺者は、上肢の完全麻痺を有していたため運動にかなりの制限があり、健常者のようなうなずき動作を行うことは困難であったが、本手法による最終的な認識結果は、第2セットを除いて、十分に良い精度を達成できた。第2セットでは、睡眠不足のため状態が良くないことを申告されていたので、うなずき動作が不安定になり認識精度が低下したと思われる。認識率については、従来の方法に対して有意差があることが確認され、従来の方法では、特徴的動作を適切に認識できない場合があることが示唆される。一方、誤認識率については、従来の方法に比べて提案手法の方が有意に小さくなった。これは、異なる信号入力を有する ANN では、誤検出が必ずしも同じ動作に対して起こるものではないためと考えられ、ほぼ同時刻で特徴的動作を認識する ANN を複数用いることで、同時刻で認識された動作以外を誤検出とし

て却下できたためと考えられる。

誤認識率の改善には、多数決を実施する ANN の数を増加させるだけでも可能であると考えられる。そこで、AND 演算を用いずに多数決処理だけで認識させた場合と提案手法とを比較した結果を表3に示す。なお、AND 演算を用いない場合については、3つの ANN を抽出した場合と、提案手法で用いた ANN をすべて使用した場合について示した。この結果から、AND 演算を用いない場合、抽出した3つの ANN では、認識率は同等か高くなるものの、誤認識率が大きく上昇する可能性があることがわかる。一方、AND 演算に用いた ANN をすべて含めて多数決を実施すると、ほぼ同程度の認識結果になったが、誤認識率が改善されない場合もあった。また、ANN の数が増えた場合、多数決処理の閾値によっても結果が変わる場合があることも示唆される。これらの結果から、誤検出が多い場合には、AND 演算処理を用いることにより、認識率はやや低くなるが、誤認識率も低減できることが示唆される。これは、異なる信号入力を有する ANN でも誤検出を生じる入力信号が類似している場合には、多数決処理で誤検出を却

下できないためと考えられ、誤検出を低減するためには、適切な ANN 同士の AND 演算を用いる方が確実であると考えられる。

運動機能麻痺の症状は患者ごとに異なるため、同じセンサで同じ特徴的動作の計測を行っても、測定結果は患者ごとに異なったものとなる。つまり、麻痺により制約される運動が患者ごとに異なるので、ANN に入力する信号成分をすべての患者で同一にしたり、事前に決定し固定したりすることは臨床応用上適切ではない。また、ANN の入力層のニューロン数が異なったり、各信号成分の大小関係が異なったりすれば、中間層のニューロン数にも違いが生じると考えられる。表 1 に見られるように、抽出された 3 つの ANN には、被験者間で違いがあった。また、2 つのセンサの使用での 6 成分すべて、あるいは、単一センサの使用での 3 成分すべてを使った ANN でも、認識率や誤認識率が悪化する場合があった。これは、図 3 における従来法での認識結果からもわかる。このことから、信号成分すべてを 1 つの ANN に入力することが、必ずしも良い結果が得られるとは限らないといえる。したがって、本論文で提案したように、得られる信号について、すべての組み合わせの中から適切な ANN を選択する方法は、臨床応用上有効で、実用的であると思われる。

選択する段階では認識率が高く、誤認識率が低い ANN であっても、評価データに対しては、認識率が低下したり、誤認識率が上昇したりする場合があった。また、特徴的動作の実行に不慣れな患者の場合には動作のばらつきも大きくなりやすいことが予想される。したがって、これまでのような単一の ANN だけを用いた動作認識法よりも、本報告で提案した方法のように複数の ANN を用いる方が、より安全な方法であるといえる。

本論文での手法によっても、誤検出を完全に防ぐことはできていない。これは、抽出された 3 つの ANN のうち、2 つの ANN がほぼ同時刻に誤検出を起こしてしまう場合である。また、AND 演算や多数決方式では、ANN の認識時刻のずれが結果に影響する。今回は、方形窓を用いて一定時間を同時刻として扱う方法を採用したため、わずかの時刻のずれが結果に影響した。また、過去の検討結果 [1] をもとに決定した ANN の入力層のニューロン数が最適であるとは限らない。さらに、位置座標や加速度といった計測する信号の周波数成分の違いも、ANN の各層のニューロン数に関係する。これらの点が次の検討課題である。

5. ま と め

ANN による特徴的な動作の認識を利用する運動機能障害者の制御命令入力法に着目し、その臨床的実用性を改善する方法を提案した。異なる入力を有する複数の ANN (群) を抽出し、それらの出力に対する演算処理を用いることで、高い認識率を維持したまま誤認識率を低減できるこ

と、一度学習した ANN を異なる日に使用する場合に、認識精度の悪化を生じにくく同等の認識精度を達成できることを示した。また、単一の ANN を用いる方法では、動作計測の試行が異なると認識率が低下したり、誤認識率が上昇したりする場合があること、すべての信号を ANN の入力に用いることが必ずしも最適であるとは限らないことが確認され、提案した方法の有効性を支持した。以上の結果は、健常者だけでなく、上肢の完全麻痺を有する片麻痺者においても同様であったことから、提案した方法が臨床的にも有効になると思われる。

謝辞 本研究を遂行する上で、国立病院機構・西多賀病院・木村 格院長 (現国立病院機構・宮城病院)、今井尚志医師のご協力を頂いた。なお、本研究の一部は、厚生労働科学研究費補助金の補助を受けた。記して感謝する。

文 献

1. 古瀬則夫, 渡辺高志, 二見亮弘, 星宮 望, 半田康延: 運動機能麻痺者の残存運動機能を用いた制御命令入力システム. 医用電子と生体工学. **37** (2): 152-160, 1999.
2. 渡邊高志, 山岸史歩, 村上 肇, 古瀬則夫, 星宮 望: FES を使用する片麻痺者のための下肢動作からの人工神経回路による制御命令検出. 電子情報通信学会論文誌. **J86-D-II** (2): 371-375, 2003.
3. Barton JG, Lee A: An application of neural networks for distinguishing gait patterns on the basis of hip-knee joint angle diagrams. *Gait Posture*. **5** (1): 28-33, 1997.
4. Wu W-L, Su FC: Potential of back propagation neural network in the assessment of gait patterns in ankle arthrodesis. *Clin Biomech*. **15** (2): 143-145, 2000.
5. Van Vaerenbergh J, Vranken R, Briers L, Briers H: A neural network for recognizing movement patterns during repetitive self-paced movements of the fingers in opposition to the thumb. *J Rehabil Med*. **33** (6): 256-259, 2001.
6. Kiani K, Snijders CJ, Gelsema ES: Recognition of daily life motor activity classes using an artificial neural network. *Arch Phys Med Rehabil*. **79** (2): 147-154, 1998.

渡邊 高志 (ワタナベ タカシ)

平成元年山梨大学工学部電気工学科卒業。平成 3 年東北大学大学院工学研究科博士前期課程電気及通信工学専攻修了。平成 5 年東北大学工学部通信工学科助手。平成 12 年同大学院工学研究科電子工学専攻講師を経て、平成 13 年東北大学情報シナジーセンター助教授、現在に至る。博士 (工学)。機能的電気刺激による麻痺肢の運動機能再建の分野での多チャンネル閉ループ制御法や筋・骨格系の電気刺激応答モデル、ユーザ・インターフェイスを中心に、生体電子工学・福祉工学に関する研究に従事。

生体医工学会、バイオメカニズム学会、IEEE、IFESS 各会員。



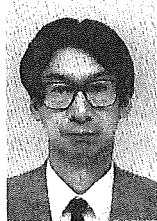
藤原 大樹 (フジハラ タイキ)

平成 15 年東北大学工学部通信工学科卒業。平成 17 年東北大学大学院工学研究科博士前期課程電気・通信工学専攻修了。同年トヨタ自動車(株)入社。現在に至る。東北大学在学中は、運動機能障害者のマン・マシン・インターフェイスに関する研究に従事。



村上 肇 (ムラカミ ハジメ)

昭和 62 年新潟大学工学部情報工学科卒業。平成元年北海道大学大学院工学研究科生体工学専攻修士課程修了。同年東北大学工学部助手。平成 7 年同講師。平成 8 年新潟工科大学情報電子工学科助教授。平成 14 年同教授。現在に至る。博士(工学)。機能的電気刺激をはじめとする福祉工学、生体情報計測などの研究に従事。



電子情報通信学会、バイオメカニズム学会、日本心理学会、IEEE などの会員。

古瀬 則夫 (フルセ ノリオ)

平成 2 年豊橋技術科学大学工学部電気・電子工課程卒業。平成 4 年同大学大学院修士課程電気・電子工学専攻修了。同年宮城工業高等専門学校電気工学科助手。平成 11 年東北大学大学院工学研究科博士後期課程電子工学専攻修了(工学博士)。平成 12 年より宮城工業高等専門学校助教授。この間、機能的電気刺激システムにおける制御法や制御命令入力法を中心に、生体電子工学・福祉工学に関する研究に従事。



日本生体医工学会、バイオメカニズム学会、日本 FES 研究会、IEEE 各会員。

吉澤 誠 (ヨシザワ マコト)

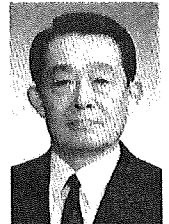
1983 年東北大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年同大学工学部通信工学科助手・助教授を経て、1991 年豊橋技術科学大学知識情報工学系助教授。1994 年東北大学大学院情報科学研究科助教授。2001 年同大学情報シナジーセンター教授。現在に至る。人工現実感の医療応用、映像の生体影響評価、人工心臓の制御の研究に従事。



計測自動制御学会、IEEE、日本生体医工学会、日本人工臓器学会、などの会員(工学博士)。

星宮 望 (ホシミヤ ノゾム)

昭和 39 年東北大学工学部電子工学科卒業。昭和 44 年同大学院修了(工学博士)。東北大学工学部助手、助教授を経て、昭和 57 年北海道大学応用電気研究所教授。昭和 63 年東北大学工学部教授(電気応用計測工学講座/生体電子工学講座を担当)。平成 13 年 4 月～14 年 11 月東北大学副総長。平成 16 年 3 月定年退官。平成 16 年 4 月から東北学院大学学長。この間、機能的電気刺激による麻痺肢の制御など生体電子工学の研究に従事。



IEEE Fellow (1994)、電子情報通信学会フェロー(2001)、AIMBE Fellow (2002)。

局所的筋電駆動型 FES 制御における被験者の学習について

○杉山 貴也¹ 二見 亮弘² 関 和則³ 渡邊 高志¹ 吉澤 誠¹

¹東北大学大学院工学研究科, ²福島大学共生システム理工学類,

³東北大学大学院医学研究科

Learning Properties of Subjects on Local-EMG-Driven FES Control

○Takaya Sugiyama¹, Ryoko Futami², Kazunori Seki³, Takashi Watanabe¹, Makoto Yoshizawa¹

¹Graduate School of Engineering, Tohoku University

²Faculty of Symbiotic Systems Science, Fukushima University

³Graduate School of Medicine, Tohoku University

1 はじめに

人間が随意的運動を行うときに発生する筋電図をもとに刺激の有無や刺激量を決定し、筋に電気刺激を与えるシステム(筋電駆動型FESシステム)が提案されており^{1)~5)}、過去に臨床応用実験も行われている。しかし、同一筋で筋電計測と電気刺激を行う局所的筋電駆動型FES制御⁶⁾を用いる場合、電気刺激により予想外の大きな筋力が生じて、自分の手足でありながら筋力の制御を正確に行うことが難しくなることがあると考えられる。したがって、被験者の学習によってこの問題を回避できるかどうかを定量的に確認する必要があった。そこで本研究では健常被験者の目標角度追従運動時の目標角度と実際の角度の誤差に注目して、被験者が誤差の小さい追従運動が行えるよう学習可能かどうかを調べることを目的とする。

2 実験方法

2.1 基本制御方式と設計

同一筋で時分割方式による筋電計測と皮膚表面電気刺激を可能にするために、図1に示すような、筋電計測電極、計測用保護回路、筋電増幅器、AD/DA変換カードを内蔵するノートパ

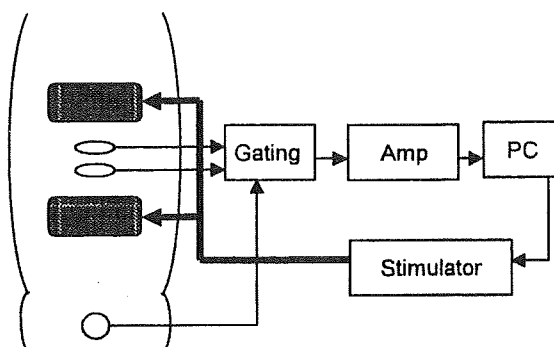


図1 筋電駆動型 FES システムの概要

ソコン、表面電気刺激回路、皮膚電気刺激用電極、およびソフトウェアで構成される制御システムを構成した。周期 50ms、パルス幅 500 μ s の各刺激パルスの振幅を、それに先立つ休止期間の随意的筋電図 (FES 患者の場合には随意的残留筋電図) の大きさで調節する方法を用いた。刺激パルスは振幅変調された電圧パルスとし、正負のパルスを対にして用いた。これは、電極や皮膚での電気化学的変化と筋電計測へのアーチファクト重畳の影響を最小限に抑えるためである。随意的筋電図の大きさは、信号のベースライン変動やオフセットを無視するために、刺激直前の 20ms の区間でのサンプル値の標準偏差から決定した。これは、筋電図の RMS 値と脳からの運動指令の相関が高いという知