

# 人工神経回路を用いた運動機能の制御 — シミュレーション解析 —

村上 肇\*

(平成8年10月31日 受理)

## Control of motor function by using Artificial Neural Network - Simulation study -

Hajime Murakami\*

Functional Electrical Stimulation (FES) is a technique for restoration of lost motor functions of paralyzed patients. Electrical pulses generated by a stimulator are conducted to the neuromuscular system of a patient. His/her muscles are activated by the pulses, and a desired motion is elicited. Stimulus data (a set of intensity of the pulses for each muscle) for the desired motion have been created and stored in a stimulator. In the current FES system, they were created from electromyogram (EMG) signals which were measured from healthy subjects. Although this method can generate stimulus data which reflect natural activities of the normal muscle system, it requires complicated procedure for EMG analysis. In this paper, a creation method of the stimulus data by using Artificial Neural Network (ANN) which mimics the musculoskeletal system is reported. "Direct inverse modeling" which is adopted as a learning method of ANN cannot be applied to a redundant object such as the musculoskeletal system. Hence a constraint is used for the resolution of kinematic redundancy. The method is verified through simulation study with a wrist joint simulator which has four muscles (synergists and/or antagonists) and elicits ulnar/radial flexion and/or palmar/dorsi flexion.

Key words: Functional Electrical Stimulation, Artificial Neural Network, musculoskeletal system, motor function, stimulus data, simulation

### 1. はじめに

脳卒中や脊髄損傷等によって運動中枢に傷害を被ると、運動指令が伝達されないために、末梢神経筋系に損傷がないにもかかわらず、運動機能に麻痺を生ずる。このような運動機能麻痺者に対して、外部から適切に電気刺激を加えることによって失われた動作を再建する生体情報工学的手法が臨床応用されている。これは、「機能的電気刺激」(Functional Electrical Stimulation; FES)と呼ばれ<sup>1)</sup>、近年の情報電子工学技術の発展に伴って、FESシステムの高機能化が進んでいる<sup>2-3)</sup>。我が国で臨床応用されているFESシステムでは、動作を再建するに当たり、各筋について、どのタイミングで、どの程度の強度で刺激するかというデータを、予め登録しておかねばならない<sup>4)</sup>。生体の筋骨格系は非線形性を示し、また、筋の活動度(刺激強度)と関節角度の関係は運動学的な冗長性を有するため、目標とする動作の刺激データを筋骨格系の入出力特性から解析的に設定するのは容易ではない。そこで前述のシステムでは、目標動作を健常者に行わせて筋活動電位を計測し、こ

\* 情報電子工学科 助教授

れを処理して刺激データを生成する<sup>1)</sup>。これは複雑な特性を有する多数の筋の刺激データを一括して生成でき、筋系の協調性を反映した巧緻な制御が行える非常に有力な方法である。

しかし、解析の対象となる健常被験者と制御の対象である運動機能麻痺者とは、筋骨格系の特性は一般に異なり、生成された刺激データは、動作再建の前に運動機能麻痺者の筋骨格系の特性に合わせて調整されなければならない。そこで筆者は新たに、健常被験者による解析を経ずに、麻痺者の筋骨格系の特性を測定し、それを人工神経回路(Artificial Neural Network)を用いてモデル化して刺激データを生成する方法を検討している<sup>5-6)</sup>。

人工神経回路の学習方法として、構成が簡単な「直接逆モデリング」を筆者は採用している<sup>5)</sup>。しかし一般に、直接逆モデリングの手法は冗長性のある制御対象に適用できない<sup>7)</sup>。そこで、制御対象である筋骨格系の関節角度-刺激電圧特性に冗長性を有する場合には、拘束条件により関節角度に対する刺激電圧を一意に定めて冗長性を解消し、人工神経回路に逆モデルを学習させる。本研究は、運動学的冗長性を有する筋骨格系に対しての、人工神経回路を用いたFES刺激データ生成を目的とする。そして、手関節の橈尺屈・掌背屈運動を想定した、協同筋・拮抗筋を含む筋骨格系シミュレータを制御対象として検討を行うと共に、冗長性解消のための拘束条件についても考察する。

## 2. 人工神経回路を用いた刺激データの生成

FESの刺激データ、すなわち、目標となる関節角度に対応する電気刺激強度は、人工神経回路によって筋骨格系の特性の逆変換関数(逆モデル)を構築することで得られる。但し、筋骨格系の入出力特性を詳細に実測することは、臨床応用に際して運動機能麻痺者の負担につながるため、好ましくない。そこで、代表的な測定結果を基に作成した人工神経回路による順モデルで代用する。また、過去の上肢動作の再建の場合と同様に緩やかな動作を想定し、筋骨格系のダイナミクスは考慮しない。

以下に、刺激データ生成の手順を示す(Fig.1)。

### (a) 順モデルの学習

- ① 刺激電圧  $V$  を筋骨格系に加えた時の関節角度  $\theta$  を測定する。この測定を刺激電圧  $V$  を種々に変えて行う。この測定結果は、次の段階(②)で順モデルの学習に用いる。以後、順モデルや逆モデルの学習に用いる  $V$  と  $\theta$ 、あるいは  $\theta$  と  $V$  のセットを学習データと呼ぶ。
- ② ①で得られた測定結果を用いて順モデルを人工神経回路に学習させる。

### (b) 逆モデルの学習

- ③ 作成した順モデルを用いて、逆モデルを作成するための学習データを得る。まず、学習データ用の角度を幾つか設定する。次に、順モデルに様々な刺激電圧を入力し、その時の出力と設定角度との差が許容範囲以下になるものを候補として登録する。そして、与えられた拘束条件を満たすものを候補の中から選び、設定角度に対する刺激電圧を一意に定める。この操作により、制御対象である筋骨格系の多対1の関係となっている入出力特性(刺激電圧-関節角度特性)から、1対1の特性が得られる。
- ④ ③で得られた学習データを用いて逆モデルを人工神経回路に学習させる。

(c) 刺激データの生成

- ⑤ 目標となる関節角度を逆モデルに入力し、その出力を刺激データとする。
- ⑥ ⑤で生成した刺激データを筋骨格系に加えると、関節角度が得られる。

拘束条件は、筋疲労を避けることを考慮して、各筋の刺激量の和の最小化を導入する<sup>5)</sup>。すなわち、目標とする関節角度を実現するための各筋への刺激強度の組み合わせ( $V_1, V_2, \dots$ )のうち、刺激量の総和 $S(=V_1+V_2+\dots)$ が最小となるものを用いる。

本研究では、筋骨格系のシミュレータを制御対象として解析を進めた。すなわち、手順①での順モデル学習用データの取得、及び⑥での生成した刺激データによる制御では、被験者にはなく、シミュレータに刺激を入力し、関節角度を出力させた。筋骨格系のシミュレータとして、手関節を模擬する2自由度関節に、橈側伸筋・尺側伸筋・橈側屈筋・尺側屈筋に相当する4筋を連結したもの<sup>6)</sup>を採用した。これは、各筋に対し刺激を入力すると、その時に生ずる橈尺屈方向の関節角度 $\theta_x$  (尺屈方向が正、橈屈方向が負)、及び掌背屈方向の関節角度 $\theta_y$  (背屈方向が正、掌屈方向が負)が出力される。

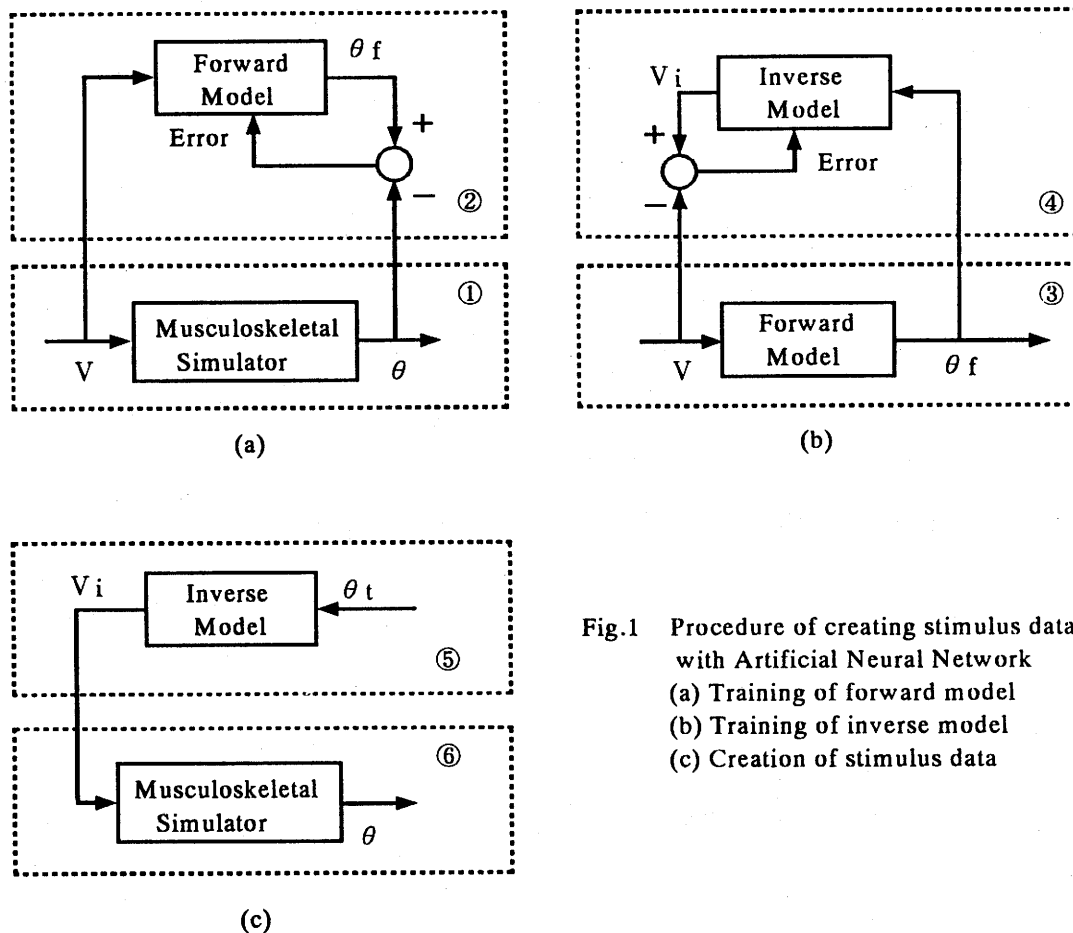


Fig.1 Procedure of creating stimulus data with Artificial Neural Network  
 (a) Training of forward model  
 (b) Training of inverse model  
 (c) Creation of stimulus data

### 3. 実験

前章で述べた手順で刺激データを生成し、刺激電圧-関節角度特性に冗長性のある条件でのシミュレーション実験を行った。橈側伸筋・尺側伸筋・橈側屈筋の3筋に対して刺激を与え、橈尺屈角度 $\theta_x$ 、及び掌背屈角度 $\theta_y$ を得た。尺側屈筋については、制御の対象とせず、受動的な負荷としてのみ取り扱った。シミュレーションは、前腕を水平にし、背面を上にした設定で行った。刺激を加えない場合、重力の影響により手関節は掌屈して、 $(\theta_x, \theta_y)=(0.00, 48.06)$ となった。順モデル、逆モデルはそれぞれ3層のフィードフォワード型のネットワークを用いた。中間層のニューロン数はいずれも10個とした。刺激する筋の数は3であり、関節角度は $\theta_x, \theta_y$ の2方向で表現されることから、刺激強度は3項ベクトル、関節角度は2項ベクトルとなる。人工神経回路の入力層、出力層のニューロン数は、これにより定められる。ニューロン間の結合荷重の学習には誤差逆伝搬法を用いた。

刺激データ生成手順①では、8種類の刺激強度をシミュレータに入力し、その時に生ずる関節角度を得た。これら、刺激強度ベクトルと関節角度ベクトルの組を学習データとし、②で順モデルを作成した。ここで、作成した順モデルの妥当性を評価した。すなわち学習データ・未学習データそれぞれ8種を、作成した順モデルと筋骨格シミュレータとに与え、両者の出力を比較・検討した。Fig.2は、評価の目標となる、シミュレータの関節角度を示している。図中、「○」は順モデルの学習に用いたデータをシミュレータに与えた時の出力、「□」は未学習のデータをシミュレータに与えた時の出力である。

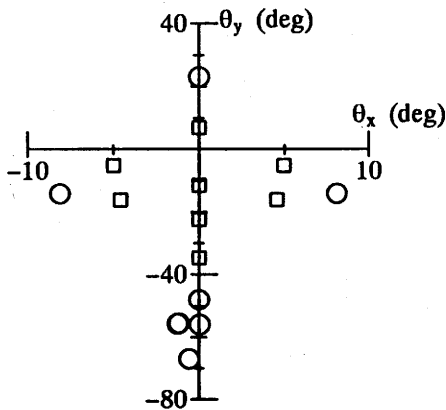


Fig.2 Targets for evaluation of the forward model

○ Training data  
□ Test data

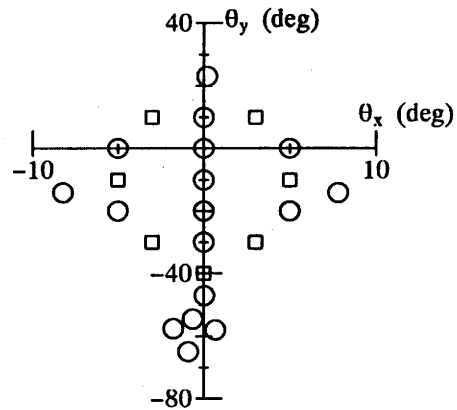


Fig.3 Targets for evaluation of the inverse model

○ Training data  
□ Test data

Table 1 Differences between the output of the forward model and that of the musculoskeletal simulator

	$\theta_x$ (deg)	$\theta_y$ (deg)
Training data	0.0038	0.013
Test data	0.16	8.89

Table 2 Differences between the output of the simulator and the target

	$\theta_x$ (deg)	$\theta_y$ (deg)
Training data	-0.66	-3.50
Test data	-1.08	-6.28

次に③で、逆モデルの学習データ用の角度を合計 17 種設定し、それぞれの角度に対する刺激電圧を刺激量最小の拘束条件を用いて一意に定めた。すなわち、3 筋の刺激電圧の総和が最小となる組み合わせを求めた。そして④では、③で得られた 17 種の学習データ（関節角度ベクトルと刺激強度ベクトルの組）により逆モデルを作成した。

⑤で、目標の角度を逆モデルに入力すると、刺激データが出力される。Fig.3 に示す学習データ 17 種、未学習データ 7 種を目標角度とし、刺激データを作成した。図中、「○」は逆モデルの学習に用いた目標関節角度であり、「□」は未学習の目標である。これを⑥でシミュレータに入力し、その出力と目標角度とを比較・検討した。

作成した順モデルと、制御対象である筋骨格シミュレータに、同一の刺激データを与えた時の出力の差の平均を Table 1 に示す。また、手順⑥でのシミュレータの出力角度と、⑤での刺激データ作成時の目標角度との差の平均を Table 2 に示す。

全体的に、 $\theta_x$  に比べて  $\theta_y$  の誤差が大きい。これは目標角度の変域の違いによるものと思われる。また、順モデル、逆モデルとも、学習データでの結果に比べて、未学習データでの差が増加している。しかしながら、その平均は 10 度以下であり、手関節の刺激実験での誤差と同程度であったことから<sup>9)</sup>、本研究で採用した手法で、概ね所望の刺激データが生成できるものと考えられる。

#### 4. 考察

本研究のシミュレーション結果より、制御対象である筋骨格系に運動学的冗長性がある場合でも、人工神経回路によって FES の刺激データが生成できることが示唆された。本法では、逆モデルを一度作成しておけば、新たな再建動作のための刺激データは容易に生成できることから、臨床応用に際して、有力な刺激データ生成方法になるものと思われる。

1 関節に作用する拮抗筋対の制御の場合、健常者は主動筋のみならず拮抗筋も適度に働かせることにより関節を固定したり、速度を調節したりして滑らかな動作を行っている。しかし今回採用した刺激量最小の拘束条件の下では、健常者が行っているように複数の筋を協調的に働かせるのではなく、主動筋のみを働かせる傾向になる。その結果、関節変位が小さい目標角度に対する刺激量は非常に小さくなるため、外乱の影響を受けやすい。そこで例えば、関節角度変位が小さい領域で主動筋と拮抗筋を同時刺激し、変位が大きい領域で主動筋の単独刺激とすることで対応できる。これを満たす拘束条件として、刺激量の評価に下限となる定数を設け、それを上回る範囲で最小化を行う方法が考えられる。

今回採用した拘束条件では、刺激量の和を基本的なパラメータとし、主として筋疲労低減の観点から、これを最小化した。ところで、関節回りの粘弾性は、その関節に参与する筋の収縮レベルの和に比例することから<sup>9)</sup>、刺激量の総和は関節の機械的インピーダンスを反映しているとも考えられる。したがって、刺激量最小化は機械的インピーダンスを低減させ、前述の下限を設けた最小化は、インピーダンスを一定値以上に保つ作用があると言える。よって今後は、関節の機械的インピーダンス自体を評価する拘束条件の検討も重要であろう。

## 5. むすび

本研究では、機能的電気刺激（FES）の刺激データ生成法として、人工神経回路による筋骨格系の逆モデルを用いる手法を、筋骨格系シミュレータにより検討した。拘束条件を用いることにより、制御対象である筋骨格系の刺激電圧-関節角度特性に運動学的冗長性がある場合でも逆モデルを作成でき、概ね所望の関節角度に対応する刺激データが作られることを確認した。今後は、本研究で得られた結果に基づいて人工神経回路で刺激データを生成し、被験者の筋骨格系に対する刺激実験を進めると共に、より多数の筋を含む制御対象についても検討する予定である。

## 謝辞

本研究を進める上でご助言・ご助力を頂いた、東北大学大学院工学研究科教授・星宮 望氏、並びに研究グループ「仙台FESプロジェクト」の各位に深く感謝する。なお、本研究の一部は、文部省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) N.Hoshimiya, A.Naito, M.Yajima, Y.Handa: A multichannel FES system for the restoration of motor functions in high spinal cord injury patients, IEEE Trans. Biomed. Eng., 36, 754-760 (1989)
- 2) N.Hoshimiya, H.Murakami, T.Handa, Y.Handa, M.Ichie, M.Tanaka, S.Ishikawa, K.Okubo: Multi-channel portable functional electrical stimulation (FES) system for clinical usage, Proc. Ann. Conf. IEEE/EMBS, Vol.13, No.2, p.931 (1991)
- 3) Y.Handa, T.Handa, M.Ichie, H.Murakami, N.Hoshimiya, S.Ishikawa, K.Okubo: Functional electrical stimulation (FES) systems for restoration of motor function of paralyzed muscles, Frontiers Med. Biol. Engng, 4, 241-255 (1992)
- 4) 半田康延：機能的電気刺激による上肢運動機能の制御, BME, Vol.6, No.8, pp.8-15 (1992)
- 5) 町野 保, 村上 肇, 渡辺高志, 大庭茂男, 二見亮弘, 星宮 望, 半田康延：刺激電圧-関節角度特性の補間に基づくFESによる手関節制御に関する基礎的検討, 第10回生体・生理工学シンポジウム論文集, 109-112 (1995)
- 6) 村上 肇, 町野 保, 渡辺高志, 大庭茂男, 二見亮弘, 星宮 望, 半田康延：人工神経回路を用いた機能的電気刺激の刺激データ生成, 第17回バイオメカニズム学術講演会予稿集, 85-88 (1996)
- 7) (社)日本工業技術振興協会ニューロコンピュータ研究部会編：ニューロコンピューティングの基礎理論 (海文堂, 東京, 1990) 177-234
- 8) 黒沢健至, 村上 肇, 渡辺高志, 二見亮弘, 星宮 望, 半田康延：FESにおける刺激パターン修正方式に関する検討, 医用電子と生体工学, 34, 103-110 (1996)
- 9) 赤澤堅造：筋の力学モデル, 日本バイオメカニクス学会・日本臨床バイオメカニクス学会・バイオメカニズム学会・臨床歩行分析懇談会合同セミナー第4回テキスト, 5-25 (1994)