EMG センサスーツのためのロバスト関節トルク推定と高速較正

鈴木 洋輔*・田中 孝之**

マリア Q. フェン***・諸 麦 俊 司****

Robust Joint Torque Estimation for Using EMG Sensor Suit and High-speed Calibration

Yousuke SUZUKI*, Takayuki TANAKA**,

Maria Q. FENG*** and Shunji MOROMUGI****

A robust torque estimation system is developed for soft sensor suits embedded with Electromyogram (EMG) and a variety of sensors for measuring human muscle activities. The sensor suits serve as a man-machine interface for human power amplification. This paper focuses on the EMG part of the sensor suits to study the fundamental issue of torque estimation based on the sensor readings. A robust torque estimation system is developed in this study based on neural networks, where an universal database, rather than individual database for each operator, is proposed and as a result, the calibration time is dramatically decreased. The proposed system can also compensate for sensor positioning errors and individual differences.

Key Words: sensor suit, EMG, robust torque estimation, high-speed calibration

1. 緒 言

ロボットメカトロニクス技術の有効なアプリケーションの一つとして装着型増力装置や遠隔操縦型ロボットなどの人間機械システムが注目を浴びている。この分野では、メカニズムや制御法などのほか、正確な人間の動作や操作力の検出手法の確立が重要課題となっている。その1手法として、筋電位（以下 EMG）や脳波などの生体信号を入力とし、関節トルクや動作意図の計測を目的としたヒューマンインタフェースが研究されている（たとえば 1), 2）。一方、リハビリテーションやスポーツ科学分野においても、人間の動作とともに、筋活動量を計測することによって、人体のメカニズム解析や効果的なトレーニング法などの研究が行なわれている³⁾。

われわれは人間機械システムの汎用的ヒューマンインタフェースおよび運動計測機器としての用途をもつセンサスーツを提案してきた⁴⁾。センサスーツは筋活動測定のための小型センサデバイスが内蔵された伸縮性の高いスーツであり、どのような人にも簡単に装着できる特徴を有する。本研究では、

EMG センサを内蔵したセンサスーツにおける運動計測、特に関節トルク推定システムについて論ずる。

ここで EMG は筋の活動状態を知ることができ、人体の発揮する力を推測することができる情報として、さまざまな分野で古くから研究されてきた。たとえば、梶谷は EMG のパターン認識を GA (Genetic Algorithm) を用いて行ない、義手のインターフェイスに応用した⁵⁾。また、森田らも EMG からニューラルネットワーク (NN) を用いて、手の開閉動作、手首関節の掌屈、背屈動作の関節駆動トルクを求める義手の操作方法を提案している⁶⁾。EMG を用いた人体動作の推定システムには NN が多く使われており、小池らは NN を用いて肩関節、肘関節において EMG を入力としたフォワードダイナミクスモデルを作成し、手先の起動生成、関節トルク推定を行なった。また作成した NN を解析することによって、解剖学的に求めた筋肉と関節トルクの関係と NN の構造が一致することを確認している⁷⁾。これらのほかにも EMG から推定できる情報があり、EMG のスペクトル変化と筋の疲労状態に関連性があることが知られている⁸⁾。

このように、EMG センサは非侵襲な生体センサとしてその有効性を大いに発揮してきたが、センサと皮膚のインピーダンスや神経支配帯の影響に個人差があることや、測定位置誤差が測定データに与える影響が大きいなどの問題点があり、センサの貼付にはある程度の熟練が必要とされている。

これら表面 EMG の問題点に対しては、木竜らが提案している神経支配帯位置を動的に推定することによって、その個人差のよる信号への影響を軽減する手法⁹⁾やさまざまな解析手法を用いることによって、システムの推定精度、構築速

* 電気通信大学 調布市調布ヶ丘 1-5-1

** 北海道大学 札幌市北区 14 条西 9 丁目

*** カリフォルニア大学アーバイン校

**** 長崎大学 長崎市文教町 1-14

* The University of Electro-Communications

** Hokkaido University

*** University of California, Irvine

**** Nagasaki University

(Received September 2, 2005)

(Revised March 9, 2006)

度の上昇を目指した研究が行われてきた¹⁰⁾。

本研究ではスーツにセンサを内蔵することから、従来のように皮膚にセンサを固定する方法に比べ、これらの問題が顕著に表われる。そのため、EMG センサを主体とする非侵襲生体センサを用いた運動計測では、個人差や測定位置誤差の影響を明らかにし、それらを較正および補正するシステムが必要である。

以上より、本研究では下肢 EMG センサスーツによる関節トルク推定を実現するために、重回帰分析または NN を用いて大腿部 EMG から膝関節トルクを推定するシステムを構築し、個人差や測定位置誤差が推定システムにおよぼす影響について検証する。また、複数の被験者から求めた一般的な EMG と関節トルクの関係を学習する共有 NN を提案し、個人差や測定位置誤差に対してロバストな推定システムを構築し、かつ推定システムの高速較正を実現する。これらの有効性を実験的に検証する。

2. センサスーツ

2.1 センサスーツの特徴

Fig. 1 にセンサスーツの概要図を示す。センサスーツは伸縮性の高い素材に、筋活動測定のための小型センサデバイスを内蔵し、全身の関節トルクおよび関節角度の測定を目的としたウェアラブル運動計測システムであり、つぎの特徴をもつ。

- (1) 伸縮性のあるスーツにセンサを内蔵することで、だれにでも容易に装着できる
- (2) 装着から較正まで、短時間での測定準備が可能
- (3) ダイナミックな運動を広い範囲で計測できる
- (4) 数種のセンサ情報を融合することで、ロバストな運動計測を実現する

スーツに内蔵するセンサデバイスには、主に筋活動を測定するための EMG センサ、表面筋硬さセンサ¹¹⁾、超音波筋活動センサ¹²⁾、主に動作測定に用いるシェイプセンサ、加速度センサなどがあるが、本研究では EMG センサのみ内蔵したセンサスーツ（以下、EMG センサスーツ）について扱い、特に特徴 (1) および (2) の観点から、下肢 EMG センサスーツの膝関節トルク推定システムおよび高速かつ高精度な較正手法について論ずる。

2.2 EMG センサスーツ

センサスーツの特徴上、EMG センサスーツによる関節トルク推定では、推定誤差の要因としてつぎのようなものが考えられる。

- (1) 装着者ごとの筋発揮力または関節トルクと EMG との相関
- (2) 装着者の体格差に伴うスーツの伸縮差による測定位置誤差
- (3) 装着ごとの測定位置の初期位置誤差
- (4) 動作中の測定位置のずれ
- (5) 動作中の EMG センサと皮膚との接触性、つまりインピーダンスの変化

Fig. 1 Conceptual image of sensor suit

(6) センサの故障や電氣的ノイズなどの不具合

要因 (1), (2) は装着者の身体的特徴によるものであり個人差と考えられる。要因 (3), (4) は主にセンサデバイスと装着者との位置関係によるものであり測定位置誤差と考えられる。要因 (6) は予期することが困難であるため、本研究では無視することとする。ここで、本研究ではスーツに EMG センサを内蔵するのではなく、直接皮膚に貼り付け、後述するセンサ基準位置からの位置誤差を正確に測定できるようにした。これに伴い、要因 (5) も無視できるものとした。

以上より、本研究では EMG センサを皮膚に貼り付け実験を行なうことによって、下肢 EMG センサスーツを用いた場合に発生する推定誤差要因 (1)~(4) が膝関節トルク推定に及ぼす影響を明確にした上で、これらの影響を実験的に検証するとともに、これらの誤差要因に対してロバストな推定システムを高速に構築する手法を提案する。

3. EMG を用いたトルク推定システム

3.1 EMG 計測とセンサ基準位置

EMG センサとして湿式表面皿型電極を用い、日本光電製生体アンプ MME-3116 により EMG を計測した。生体アンプの増幅率は 5000 倍であり、カットオフ周波数がそれぞれ 10[Hz], 200[Hz] のハイパス、ローパスフィルタを適用した。また、装着ごとに電極にペーストを塗布した。電極間距離は 20[mm]、アースは足首とした。

前述したとおり、本研究では直接皮膚にセンサを貼り付けるが、スーツに内蔵することを考慮し、前述の推定誤差要因 (2) より体格によってスーツの伸縮度合いが変わるものとし、足の長さや太さからセンサ基準位置を定めた。ここで、標準体型における大腿部断面図を Fig. 2 に示す¹³⁾。図中の RF, VI, VL が大腿四頭筋と呼ばれる伸筋群、SM, ST, BFI が大腿二頭筋、半膜様筋、半腱様筋と呼ばれる屈筋群である。膝関節の屈伸方向のトルクを推定するためには、これらの筋群の活動を知る必要がある。そこで、Fig. 2 に基づいて、Fig. 3 のように伸筋群に 4 箇所、屈筋群に 3 箇所にセンサを取り付け、セン

Fig. 2 Femoral muscles in section

Fig. 3 EMG sensors' location on thigh

サ基準位置を同図のように定めた。つまり、 L は大腿部長さ（股関節-膝関節間距離）、 l_f は四頭筋部の円周方向のセンサ間距離であり、 l_b は二頭筋部の円周方向のセンサ間距離である。 l_f は大腿部中央での周囲の $1/8$ 、 l_b は同じく $1/10$ とすることで、大腿部伸筋、屈筋群の筋活動計測に適切なセンサ位置となるようにした。後述する実験での被験者 10 人のセンサ基準位置 (L, l_f, l_b) を Table 1 に示す。

3.2 教師データの獲得

被験者の膝関節トルクを計測するために土台と 1 リンクアームから構成されるトルク測定器を作成した (Fig. 4)。膝を伸ばした状態を 0 [deg] とすると、アームは $0 \sim 120$ [deg] まで膝屈曲方向に回転でき、ピンによってアームを土台に 15 [deg] ごとに固定できる。アームの先端に被験者の足首を固定し、被験者の関節トルクによって生じた歪をアームの根元付近に付けた 4 つの歪ゲージで計測し、アンプ、AD 変換ボードを通して PC に記録した。この測定値より、アームに加わったトルクを算出し、トルク推定システムの教師データとした。

Table 1 EMG sensor location of each testee

Testee	L [mm]	l_f [mm]	l_b [mm]
A	430	75	60
B	400	49	39
C	395	53	43
D	430	51	41
E	425	60	48
F	380	65	52
G	420	63	51
H	420	56	45
I	415	59	47
J	450	60	48

Fig. 4 Torque sensor for obtaining teaching signals

3.3 トルク推定システム

EMG からトルクを推定する手法として、線形手法である重回帰分析と非線形手法であるニューラルネットワーク（以下、NN）を用いた推定システムをそれぞれ構築した。いずれも EMG 7ch と膝関節角度を入力とし出力を関節トルクとした。

本研究では、まず両手法の個人差、装着位置誤差の影響を調べる。つぎに個人差、装着位置誤差が少ない推定手法を基盤として、よりロバストで高速な推定システムの構築手法を開発する。

3.3.1 重回帰分析による線形トルク推定

重回帰分析には次式を用いた。

$$\tau = \mathbf{A} \cdot \mathbf{r} \quad (1)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_0 & a_1 & \cdots & a_8 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} 1 & E_1 & E_2 & \cdots & E_7 & \theta \end{bmatrix}^T$$

ここで、 τ は膝関節トルク、 $E_i (i = 1 \sim 7)$ は Fig. 3 に示す各センサから得られる EMG の整流積分値（積分時間 1 [sec]）、 θ は膝関節角度、つまりトルクセンサのアーム角度、 $a_i (i = 0 \sim 8)$ は重回帰係数である。トルクセンサにより τ の真値を得て、重回帰分析によって係数を求めた。

3.3.2 ニューラルネットワークによる非線形トルク推定

非線形的なトルク推定を行なうために、Fig. 5 に示す階層型 NN を用いた。入力層は重回帰分析同様、各 EMG の積分値および膝関節角度である。入力層、中間層の伝達関数には対

Fig. 5 Neural network for estimating knee joint torque

数シグモイド伝達関数、出力層には線形伝達関数を適用した。トルクセンサにより膝関節トルクの教師信号を得て、バックプロパゲーションにより重みを学習した。中間層まで、大腿四頭筋部 EMG 4ch と二頭筋部 EMG 3ch に分け、学習に要する時間を軽減した。初期状態として各重みをランダムに変化させ、その状態から学習を行なった。

4. トルク推定実験

4.1 トルク推定システムの調整

被験者は 10 人とし、膝関節角度を 30 ~105[deg] の間で 15[deg] 刻みに、各 EMG の積分値、膝関節角度およびトルクを計測した。このとき各被験者の運動を統一することを考慮し、被験者の膝関節トルクの計測値と目標トルクをディスプレイに表示して、できる限り目標トルクに追従するよう被験者に指示した。目標トルクは、-40.0 ~ 40.0[Nm] の範囲で、30 秒ごとに 8.0[Nm] ずつステップ状に変化するものとした。

各被験者ごとに、教師用データとして 3 回計測して、(1) 式の重回帰係数の獲得と NN の重みの学習を行なった。ここで NN の学習において、NN 出力と教師データの二乗平均平方根誤差 (root mean square of error, 以下 RMSE とする) が 2.0[Nm] 以下となった場合に学習を終了した。

つぎに検証用データを 2 種類計測した。

Case 1 教師データ計測時とセンサ位置を変えずに計測。

Case 2 教師データ計測時から Fig. 2 に示すように直径 30[mm] の円内ですべてのセンサをランダムにずらして計測。Case 2 における 30[mm] という数値は、大腿部の筋肉配置から求めたものであり、これ以上ずれが大きくなるとほかの筋肉を計測する恐れがある。また、経験的に知り得たスーツのずれより、Case 2 において、ずれの上限を 30[mm] とした。センサスーツの作成においてもずれがこの範囲に収まるように作成する必要がある。これらの検証データを各被験者ごとに調整した線形および非線形トルク推定システムに入力し、出力された推定トルクの計測したトルクに対する RMSE を求めた。

Case 1 における RMSE を Table 2 に示す。全被験者の RMSE の平均は線形推定で 14.5[Nm]、非線形推定で 4.3[Nm] であった。また、Case 2 における RMSE を Table 3 に示

Table 2 RMSE of torque estimation on Case 1

Testee	Linear estimation [Nm]	Non-linear estimation [Nm]
A	14.3	4.4
B	14.6	3.7
C	10.6	3.1
D	19.4	5.0
E	18.6	3.9
F	14.7	5.2
G	16.1	4.6
H	12.6	5.4
I	11.8	3.5
J	12.7	4.3
Ave./S.D.	14.5 / 2.8	4.3 / 0.8

Ave.: Average, S.D.: Standard deviation

Table 3 RMSE of torque estimation Case 2

Testee	Linear estimation [Nm]	Non-linear estimation [Nm]
A	28.2	7.7
B	23.4	6.9
C	16.0	9.5
D	19.6	5.1
E	19.4	4.5
F	28.2	13.3
G	26.1	6.0
H	17.2	6.1
I	20.9	3.9
J	16.2	19.6
Ave./S.D.	21.5 / 4.7	8.3 / 4.8

す。全被験者の RMSE の平均は線形推定で 21.5[Nm]、非線形推定で 8.3[Nm] であった。

線形推定と非線形推定の推定誤差の関係を Table 4 に表わす。NN を用いた非線形推定は、Case 2 の被験者 J で線形推定に比べて誤差が 21% 増加するなど個人差も認められたが、そのほかの被験者では誤差が減少しており、全被験者の平均で約 65%、線形推定に比べて誤差を削減できることが確認され、センサスーツでのトルク推定に有効であることが示された。ただし、非線形推定の場合でも、平均値で約 5-10% のトルク推定誤差が生じた。

4.2 測定位置誤差によるトルク推定の影響

4.1 節で得られた各個人用のトルク推定システムを用いて、すべてのセンサを一定方向に 10, 20, 30 [mm] とずらして得られた EMG データからトルク推定した際の RMSE の全被験者平均と標準偏差を Fig. 6 に示す。

実験結果より、非線形推定の線形推定に対する推定誤差増加率が位置誤差をもたないときは 71% なのに対して、30mm の位置誤差データに対しては 92% と増加し、線形推定に対して非線形推定の位置誤差に対するロバスト性を確認した。しかし、非線形推定においても、誤差が測定位置誤差に対してより頑強な推定システムの構築が望まれる。

4.3 個人差によるトルク推定の影響

4.1 節で得られたトルク推定システムを用いて、ほかの被験

Table 4 Reduction of RMSE of torque estimation

Testee	Case 1[%]	Case 2[%]
A	69	73
B	75	71
C	71	41
D	74	74
E	79	77
F	65	53
G	71	77
H	57	65
I	70	81
J	66	-21
Ave./S.D.	70 / 6.1	59 / 31

Fig. 6 Relation between RMSE of torque estimation and location error of EMG electrodes

Table 5 Relation between RMSE on torque estimation and individual difference

Testee	Linear estimation [Nm]	Non-linear estimation [Nm]
Case1	29.7(105[%])	11.2(160[%])
Case2	34.4(60[%])	11.5(39[%])

者の推定システムによりトルク推定した際の RMSE の平均値を Table 5 に示す。括弧内の数値は個人ごとに推定を行なった結果からの誤差の平均増加率である。なお、誤差の増加率は個人ごとに推定を行なった誤差に対するパーセンテージで求めた。

結果より、NN を用いた場合にも個人差の影響は大きく、ユーザーに適した推定システムを構築する必要があるといえる。ここで、4.1 節で得られた NN を用いたトルク推定システムの学習回数は 10 人の被験者で平均 1148 回であり、多くの学習時間を要している。学習時間は計算機の能力に依存するが、本研究で利用した PC (CPU : Pentium 4 2.4GHz, Memory : 256MB) では、平均で約 46 秒である。ユーザー個人に適したトルク推定システムの学習、つまりシステム構築を短時間でこなすことができれば、センサスーツの実用性を向上することができる。なお、線形推定におけるシステム構築時間は約 1 秒であった。本研究ではこの構築時間を基準

としてシステム構築の高速化を目指す。

5. 共有データを用いたロバスト関節トルク推定システムと高速校正

NN が EMG を用いた高精度かつロバストな関節トルク推定に適していることが確認されたが、校正に時間を要するといった問題がある。そこで、本研究では共有 NN を用いたシステムを提案する。

5.1 共有 NN の作成

共有 NN は各被験者の教師データを、無次元化、平均化することによって得られた共有データを用いて学習を行なった NN である。このような NN を作成することによって、複数の装着者に適用できる一般的な傾向をもった推定システムを構築できると考えた。無次元化の目的は電極の接触抵抗や皮下脂肪など、筋発揮力と EMG の関係性に線形的な影響をあたえる個人差を補正することである。各被験者において各 EMG チャンネルに平均値を求め、その値で EMG を割る方法を用いた。これによって被験者 n ($n=1 \sim 10$) の時系列データセット $D_n(t) = \{E_n(t), \theta_n(t), T_n(t)\}$ から、(2) 式に示すように無次元化時系列データセット Da_n を作成した。ここで $E_n(t)$ は整流積分 EMG, $\theta_n(t)$ は関節角度, $T_n(t)$ は計測トルクである。また T は時系列ごとのデータセット数である。

$$Da_n(t) = \frac{D_n(t)}{\text{ave}(D_n(t))} \quad (2)$$

$$\text{ave}(D_n(t)) = \frac{\sum_{t=1}^T D_n(t)}{T}$$

つぎに、無次元化したデータセットを被験者全体で平均化することによって個人差の影響を軽減した一般的なデータセットを作成する。しかしながらこの時点でデータセットは時系列で並んでいるため、そのままの順序で平均を求めても、被験者ごとに計測状態が異なるため、正しい傾向を得ることができない。そのため、計測トルクの大きさで並び替えを行ない、計測トルクの大きさを順に並んだデータセット $Da_n(\tau)$ を作成した。このデータセットの平均を求め共有データ $Du(\tau)$ を作成した。式を (3) に示す。この共有データを用いて NN の初期状態から学習を行ない共有 NN を作成した。

$$Du(\tau) = \frac{\sum_{n=1}^N Da_n(\tau)}{N} \quad (3)$$

N : 共有データ作成に用いる被験者数

5.2 共有 NN によるトルク推定

共有 NN は、ある集団の平均的な EMG と関節トルクとの関係を表わした NN である。まず、共有 NN のトルク推定性能を実験的に検証する。

ここで、つぎのような条件で共有 NN を作成した。

(1) 被験者群は前節までと同様とした。

(2) 共有データの作成に反映する被験者数(以下, 共有データ作成人数とする)を1~9人の9通りとした。

(3) 学習終了条件をRMSEが閾値以下になった場合とし, その値は1.0, 3.0, 5.0, 8.0, 10.0[Nm]の5通りとした。

(4) 共有データ作成人数と学習終了条件のRMSEをそれぞれ変化させ, 各条件で10回ずつ共有NNを作成した。共有NNが一般的な傾向をもっているかを評価するために, 共有データの作成に用いた被験者データとトルク推定に用いた被験者データは別々のものを使用した。よって, N 人で共有NNを作成した場合には残り $(10-N)$ 人でトルク推定を行なう。共有データ作成人数ごとにランダムに10通りの被験者組み合わせを選び, 検証を行なった。以上のように作成された共有NNを用いて, 共有データの作成に使用しなかった被験者の検証用データ Case 1 および 2 に対してトルク推定を行なった。

共有データ作成人数と学習終了条件がトルク推定精度に与える影響を Fig. 7 に示す。図中において, N は共有データ作成に用いた被験者数, E_e は共有NNの学習精度, E_t はトルク推定誤差である。

図示するとおり, $N \geq 4$ では E_e が低くなるほど推定精度が上昇するのに対し, $N \leq 3$ では E_e を 3.0 より低くした場合に推定精度が著しく悪化することが確認された。

5.3 トルク推定システムの高速較正

5.1 節で作成した共有NNをNN学習の初期値とし, そこから無次元化した各被験者の教師データによって追学習を行なうことによって, 各被験者用にトルク推定システムを較正した。追学習は共有データの作成に使用しなかった被験者の教師データで行ない, また 4.1 節と同様に, NN出力と教師データのRMSEが2.0[Nm]以下となった場合に, 追学習を終了した。

前述の共有NNの作成条件と, 追学習に要した平均学習回数および平均学習成功率の関係を Fig. 8 に示す。ここで, 学習成功率とは, 学習回数が5000回以内に学習終了条件に達する確率である。これにより, E_e が小さいほど, 追学習に要した回数, つまり較正に要する時間を短縮することができ, かつ学習成功率を上げることができるといえる。一方, N は, 較正時間, 学習成功率ともに影響しないことも確認できた。

つぎに, 4 節で示した初期状態から各被験者の教師データのみでトルク推定NNを較正した場合と, $N=9$ の共有NNから追学習して較正した場合の平均学習回数および平均学習成功率を Table 6 で比較する。これにより, 共有NNから較正した場合は, 学習回数を1148回から112回と大幅に短縮でき, かつ学習成功率を60%から90%に向上できることを確認した。本研究で使用したPCでは, 共有NNを用いたトルク推定システムの較正に要する時間は平均で約4.6秒であり, 前述の線形推定システムの構築時間に比べて, 十分に高速な較正手法であるといえる。

(a) Case 1

(b) Case 2

N : Number of subject for making universal NN

E_e : RMSE of end-of-learning condition for making universal NN

E_t : RMSE on torque estimation

Fig. 7 RMSE on torque estimation using universal NN

5.4 追学習したトルク推定システムにおける測定位置誤差の影響

5.3 節で述べた追学習NNを用いたトルク推定システムを用いて, 各被験者の検証用データ Case 1 および 2 でのトルク推定を行なった結果を Fig. 9 に示す。また $E_e = 1.0$ における推定誤差と, 個人NNとの誤差減少率を Table 7 に示す。これにより, 初期状態からの学習に対して, 共有NNから較正することによって, Case 1 においては誤差が大きくなるものの, 検証用データ Case 2 に対する推定誤差が小さくなることが確認された。 $N=9$ の場合では, Case 1 では誤差が26%増加, Case 2 では28%減少している。また, 全般的に E_e が小さくなるほど E_t が小さく, つまり推定精度が上昇しているが, N が少ない場合は学習終了条件を厳しくすると若干推定精度が低下した。

5.5 高速較正システムに対する個人差の検証

共有NNを用いたトルク推定システムの構築方法は従来の方法に対して, 高速に個人データに適合したシステムを構築できることが確認できた。しかし, これまでに提示してデータは1つの共有NNの作成条件に関して複数の被験者データ

(a) learning times of successful learning

(b) probability of successful learning

Fig. 8 Learning times and probability of successful learning on calibration using universal NN

Table 6 Relation during end-of-learning condition for learning universal NN, learning times and probability of successful learning

E_e	Learning times	Probability [%]
No learning	1148	63
10	702	70
8.0	670	65
5.0	438	80
3.0	386	84
1.0	112	91

で検証を行なった結果であり、共有 NN を用いたシステムに対して被験者ごとの個人差が与える影響を考える必要がある。そこで、推定精度の検証において各共有 NN から追学習したトルク推定システムの推定精度の標準偏差を求めた。その結果 Fig. 10 をに示す。これより N が少ないときと E_e が大きいときに標準偏差が大きくなる傾向を見ることができた。

5.6 考察

まず、5.2 節で共有 NN を用いてトルク推定を行なった。Fig. 7 の結果より共有 NN では個人のトルク推定精度はそれほど高くないが、作成人数を増やすことによって各個人ごとに調整した NN では困難であった個人差の影響を吸収し被験者全体に対してある程度の推定精度を確保できるシステムを

(a) Case 1

(b) Case 2

Fig. 9 RMSE on torque estimation using additional training NN

Table 7 RMSE on torque estimation using additional training NN ($E_e = 1.0$, $N = 9$)

m	case 1[Nm]	case 2[Nm]	case 1[%]	case 2[%]
Initial	4.3	8.3	0	0
1	5.67	12.8	-32	-54
2	5.88	11.0	-37	-33
3	4.82	9.8	-12	-19
4	4.88	6.84	-13	17
5	4.61	6.23	-7	24
6	6.08	7.39	-41	11
7	8.33	6.35	-93	23
8	3.97	9.17	7	-0.1
9	5.43	5.94	-26	28

作成することができた。これは共有データという汎用性の高いデータで NN を学習することによって、複数の被験者から求めた、一般的な筋骨格モデル、EMG と筋発揮力などの関係性にもとづいたトルク推定システムが構築できるものと考えられる。また、 N が少ない場合は E_e を小さくした場合に誤差が大きくなった。このことは、個人差の影響を吸収したデータで学習を行なわなかったため、過学習が起こったことが原因と考えられる。

つぎに、5.3 節において共有 NN から各個人用トルク推定システムを構築する追学習を行ない Fig. 8 の結果より、学習回

(a) Case 1

(b) Case 2

S_t : Standard deviation on torque estimation

Fig. 10 Standard deviation of error on torque estimation using additional training NN

数・成功確率ともに飛躍的な改善が認めることができた。このことから個人差が含まれているデータを用いた NN でも高い推定精度まで学習を行えば、追学習を行なうことによって学習性能が向上することを確認できた。これは、今回提案したシステムで EMG の無次元化を行なうことによって、皮下脂肪の量や電極の皮膚への接触抵抗などの筋発揮力と EMG の関係性に線形的な影響を与える要因の個人差を軽減できたことから各被験者ごとの教師データが近い傾向を示したためと考えられる。

さらに、5.4, 5.5 節において共有 NN を追学習した NN を用いてトルク推定を行ない、その推定誤差と推定誤差の標準偏差を求めた。これより、全体的な EMG と関節トルクとの関係を示す共有 NN を各個人用に追学習することによって、個人に適応したトルク推定システムを高速に構築できるとともに、その推定システムが Case 1 に関しては誤差が大きくなるものの、Case 2 に関しては誤差を約 30% 減少させる結果を示した。これによって測定位置誤差と個人差に対してロバストな推定システムを構築することができたといえる。

6. 結 論

EMG を内蔵したウェアラブルセンサスーツのためのロバストな関節トルク推定システムとその高速較正手法を提案した。本研究の結果を以下にまとめる。

- (1) 推定に NN を使用した結果、重回帰分析を用いた推定システムに対して、推定誤差を 60~70% 削減できることを確認した。
- (2) センサ位置をずらしたデータを用いて、各推定方法における位置誤差に対するロバスト性を検証した。その結果、線形推定の推定誤差が非線形推定にたいして 71% に対して 92% と増加し、非線形システムが位置誤差に対して高いロバスト性を示した。
- (3) 個人データで学習行なった NN を用い他人のトルク推定を行なった。その結果本人のデータで学習を行なった結果に対して、線形推定において 60, 105%, 非線形推定において 40, 160% 誤差が増加するのを確認し、トルク推定における個人差の影響を確認した。
- (4) 共有 NN を個人の教師データで追学習することによって、初期化状態の NN からの学習に対して、学習回数、つまり較正時間を 90% 短縮でき、かつ学習成功確率を 60%~90% に向上できることが確認された。
- (5) 追学習によって得られた NN を用いてトルク推定を行ない、このシステムが初期化状態から個人のデータのみで学習した NN に対して、位置誤差を含んだデータにおいて約 30% の推定誤差を削減できることを確認した。

(1), (2) より EMG センサスーツでの関節トルク推定には NN を用いた非線形推定システムが望ましいことを確認した。また、(3) より複数人のデータで学習した共有 NN が一般的な傾向をもった推定システムであることを確認した。さらに、(4), (5) より共有 NN を追学習する手法は、測定位置誤差と個人差に対してロバストな関節トルク推定システムの構築と高速な較正に有効であることを確認した。

参 考 文 献

- 1) Osamu Fukuda, Toshio Tsuji, et. al.: A Human-Assisting Manipulator Teleoperated by EMG signals and Arm Motions, IEEE Transactions on Robotics and Automation, **19-2**, 210/222 (2003)
- 2) 田中, 松永, 堀: 移動ロボットの脳動制御, 電気学会論文誌. C, 電子・情報・システム部門誌, **124-3**, 890/896 (2004)
- 3) 小川, 木竜, 斉藤: 筋活動状態を考慮した自転車エルゴメータの負荷制御, 電子情報通信学会論文誌. D-2, 情報・システム 2-情報処理, **J81-D-2-2**, 421/428 (1998)
- 4) 田中, 山口, 諸麦, マリア Q. フェン: ウェアラブルセンサスーツ (第 1 報), 日本ロボット学会創立 20 周年記念学術講演会, **1 F24** (2002)
- 5) 梶谷, 星野, 西川, 横井, 梶原, 樋口: 障害者に適応可能な筋電操作型義手の開発, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, **98**, 9/16 (1998)
- 6) 森田, 柴田, 鄭, 伊藤: ニューラルネットワークを用いた人間-筋電義手インタフェース, 電子情報通信学会技術研究報告. MBE, ME とバイオサイバネティクス, **99**, 37/42 (2000)

- 7) Yasuharu Koike and Mitsuo Kawato: Estimation of dynamic joint torques and trajectory formation from surface electromyography signals using a neural network model, *Biological Cybernetics*, **73**-4, 291/300 (1995)
- 8) C.J., De Luca: Myoelectrical manifestations of localized muscular fatigue in humans, *CRC Crit. Rev. Biomed. Eng.*, **11**, 251/279 (1985)
- 9) 羽下, 芝井, 木竜: 双極表面筋電図計測のための電極貼付位置決定プログラムの開発, 電子情報通信学会技術研究報告, *MBE*, **102**-89, 29/32 (2002)
- 10) 木竜徹: -口伝表面筋電位図編-, *バイオメカニズム学会誌*, **25**-3 (2001)
- 11) Takayuki Tanaka, et. al.: Ultrasonic Sensor Disk for Detecting Muscular Force, *IEEE International Workshop on Robot and Human Communication (CD-ROM)*, **5A3** (2003)
- 12) Yoichiro Tsutsui, Takayuki Tanaka, et. al.: Torque Estimation Using Ultrasonic Muscle Activity Sensor, *International Conference on Advanced Mechatronics (CDROM)*, **TP1-C-2** (2004)
- 13) 福永哲夫, 共著: 筋の科学辞典—構造・機能・運動—, 朝倉書店 (2002)
- 14) 内山, 赤澤: ヒト肘関節伸筋の筋活動度—角度—等尺性トルク関係と—負荷トルク—速度関係, *バイオメカニズム学会, バイオメカニズム* **14**, 27/37 (1998)
- 15) 金子, 増田, 車谷, 村上, 山根: 急速な運動の動作分析を目的としたワイヤ電極による筋電図記録方法の改良, *理学療法学*, **30**-5, 280/287 (2003)
- 16) 金子, 増田, 車谷, 村上, 山根: 動的運動時表面筋電図の計測と解析, *日本顎口腔機能学会雑誌*, **1**-2, 233/241 (1995)

諸 麦 俊 司

2003年カリフォルニア大学アーバイン校 Ph.D 課程修了。2002年長崎大学工学部機械システム工学科助手。2004年—2005年中国清華大学および韓国科学技術院 (KAIST) 客員研究員, 現在に至る。福祉機器, 装着型動作支援装置, 生体情報計測システムの研究に従事 (工学博士)。

[著 者 紹 介]

鈴 木 洋 輔

2004年電気通信大学知能機械工学科修了。同年電気通信大学院電気通信学研究科知能機械工学専攻入学。生体計測を中心としたマシンインターフェースの研究に従事。

田 中 孝 之 (正会員)

1996年電気通信大学大学院電気通信学研究科博士前期課程修了。同年電気通信大学機械制御工学科助手, 2001年カリフォルニア大学アーバイン校客員研究員, 2003年電気通信大学知能機械工学科助教授, 2004年北海道大学大学院情報科学研究科助教授, 現在に至る。ウェアラブルロボット, ヒューマンインタフェース, ユニバーサルデザイン, 移動ロボットの研究に従事 (工学博士)。

マリア Q. フェン

Maria Q. Feng is Professor of Civil and Environmental Engineering at University of California, Irvine (UCI). With Ph.D. in Mechanical Engineering from University of Tokyo, she joined UCI in 1992. Her research interests are primarily in the fields of innovative and interdisciplinary science and technology for sensors and health monitoring of human and structural systems.