

K-011

歩行時の s-EMG 情報のみを用いた ANFIS による膝関節角度予測 The Knee Joint Angle Prediction by ANFIS using Only s-EMG during Walking

田村 宏樹† 宮下 政樹† 淡野 公一† 奥村 大‡
Hiroki Tamura Masaki Miyashita Koichi Tanno Dai Okumura

1 はじめに

筋電位は中枢からの運動指令を受けて筋肉が収縮する際に、筋膜表面から発生する電位を計測したものである。皮膚表面で計測される表面筋電位 (以降 s-EMG と呼ぶ) は複数の筋群から発生した筋電位が重なった信号である [1]。s-EMG は動作の約 0.05 秒ほど前に発生することから、s-EMG を解析することで事前に動作推定が可能であり、その結果を用いた電動義手義足などの開発が行われてきている。

s-EMG を用いた人の動作解析の先行研究は多数ある。横井ら [2] は腕に付けたセンサから s-EMG を計測し計測した s-EMG の周波数解析を行いボルテラニューロンを用いて指関節角度肘角度を予測する研究を行っている。また川人ら [3] は s-EMG を用いて肩周囲筋トルクベクトルを高性能で予測することができると報告している。s-EMG を用いて歩行動作を解析する先行研究としては山海ら [4] により提案されている HAL システムがある。HAL システムは s-EMG と膝関節角度情報などを用いて数秒先の膝角度を予測することで歩行動作を支援することに成功している。しかし HAL システムは人のパワーアシストをするのが目的であり、足に障害があり膝関節角度を計測できない人の電動義足としては使用できない問題点がある。

本論文では s-EMG 情報のみで数秒先の歩行時の膝関節角度をファジィ予測器に基づいて予測する方法を新たに考案する。本論文で予測する膝関節角度の動作は日常生活において重要である歩行動作を対象とした。膝角度を予測する際に用いる s-EMG の特徴量は、周波数解析よりも処理が単純であり顔や腕の動作識別で有効であった s-EMG を全波整流後に移動平均処理を行った筋積分値 (以降 i-EMG と呼ぶ) を用いる [5]。予測に用いるファジィ予測器には著者らが提案した Recurrent 型 ANFIS [6] を用いる。本論文では特に予測性能について計算機実験を行い、s-EMG 情報のみで高性能な膝角度予測が可能であることを示す。

本論文で提案するシステムは、健常側の足の膝関節角度、s-EMG 情報を用いてシステムを構築し、構築したシステムで障害側の足の s-EMG 情報のみから膝関節を予測することを想定している。そのため、膝関節角度を計測することができない障害を持つ人の電動義足のために有用なシステムになると期待している。また、電動義足のための制御に s-EMG 情報を加えることで、s-EMG 情報を用いない従来の電動義足より応答スピードが改善したり、動作をよりスムーズにすることができると考え

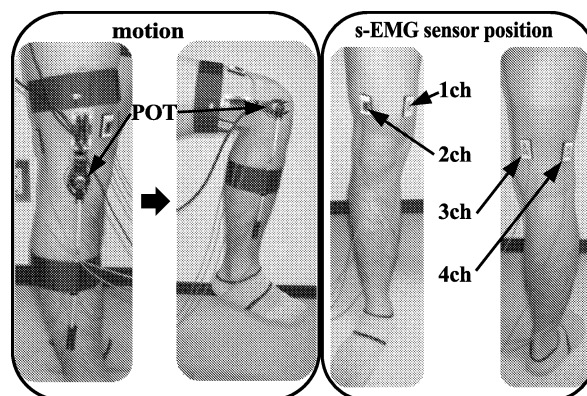


図1 計測装置

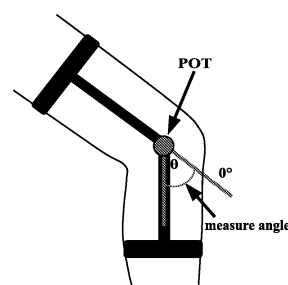


図2 膝関節角度の定義

ている。ただし、本論文での実験では s-EMG 情報のみから膝関節を予測可能かどうかの検証のみに重点をおいた計算機実験をしており、健常側と障害側の足の区別を行っていない。

2 実験方法

本論文では健常な成人男性 D.O, M.M の2名について歩行動作の解析実験を行った。計測する動作は 10 歩の歩行動作である。被験者それぞれに対して数段階の歩行スピードを計測し、計 8 個のデータを取得した。歩行速度は 1 歩の平均時間と定義し、以降本論文では歩行ピッチと呼ぶ。被験者 D.O については歩行ピッチ 1.1 秒、2.2 秒、2.5 秒、2.8 秒、被験者 M.M については歩行ピッチ 1.7 秒、2.7 秒、3.3 秒のデータを計測した。s-EMG を計測するセンサーは大腿四頭筋上に 1ch~2ch、半腱様筋上に 3ch、大腿二頭筋上に 4ch の計 4 個をとりつけ、評価、学習用の膝関節角度を取得するためのポテンショメータを膝関節の外側にとりつけた。

実際に計測装置を取り付け膝関節を曲げている状態と s-EMG センサを取り付けた状態を図 1 に示す。膝関節角度は図 2 にあるように定義する。直立した状態のとき

† 宮崎大学 工学部, Faculty of Engineering, University of Miyazaki

‡ トヨタ自動車株式会社, Toyota Motor Corporation

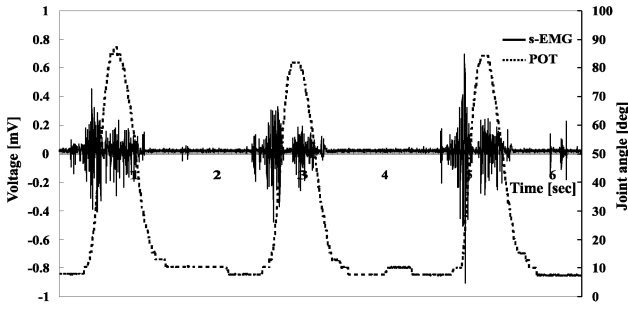


図3 取得したデータの例

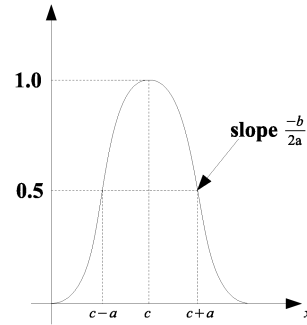


図5 bell メンバシップ関数

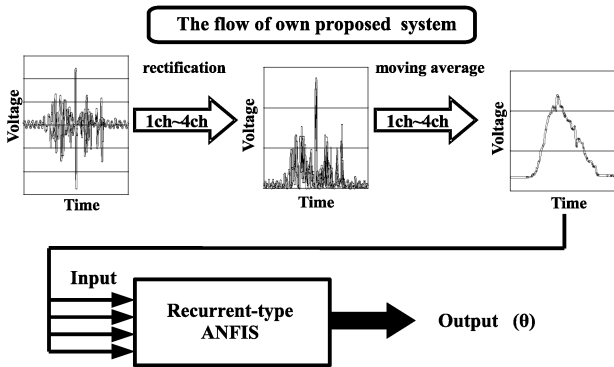


図4 解析方法の流れ

の角度を 0° とし、図2のように膝を曲げると角度の値が増加するものとした。

次に、取得したデータの例を図3に示す。図3の実線が計測された4chのs-EMGであり、点線がポテンショメータより算出された膝関節角度である。図3より動作の開始より少し早く、s-EMGが反応していることがわかる。s-EMGは一般的に動作の0.05秒程度前に反応するといわれている。

3 Recurrent型ANFISを用いて膝角度予測

本章では前章の実験で得られたs-EMGのデータを加工し、提案するRecurrent型ANFISを用いて膝角度を予測するまでの解析方法について説明する。

3.1 特徴量抽出

計測したs-EMGのデータはパーソナルコンピュータに取り込んだ後、計算機実験を効率的に行うため、データを10分の1に間引いて本実験では用いている。計測時のサンプリング周波数は1[kHz]である。特徴量の抽出方法は、計測したs-EMGを全波整流し、任意の間隔で移動平均処理した値である。これを1ch~4ch分抽出する。抽出した特徴量であるi-EMGから時間変化の要素を持たせるため、t時刻とt-0.05秒時刻におけるi-EMGの2要素をRecurrent型ANFISの入力とした。これは重回帰分析によって得られたt時刻の膝関節角度と相関係数が比較的良かった要素である。これを入力とし提案するRecurrent型ANFISを用いて膝関節角度を予測する。このシステム全体の流れを図4に示す。次にファジィ予測器であるRecurrent型ANFISについて説

明する。

3.2 Recurrent型ANFIS

ANFISは1993年にJangらによって提案されたニューロ・ファジィ予測器である。ANFISを簡単に述べると、入力xをbellメンバシップ関数(式(1))を用いてファジィ化し、if-thenルールでファジィ化された値を組み合わせ、式(2)のように入力xとパラメータ C_i を用いて線形的に多様化した非ファジィ処理をして出力するネットワークである。

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{a}\right)^2} \quad (1)$$

$$y(t) = \frac{\sum_{i=1}^N I_i(C_i^1 x_1 + C_i^2 x_2 + C_i^3 x_3 + C_i^4 x_4 + C_i^5)}{\sum_{i=1}^N I_i} \quad (2)$$

次にANFISの各層の処理をより具体的に説明する。ファジィ化層で、bellメンバシップ関数は図5にあるように最小値と最大値が0と1の間で選ばれる。式(1)の A_i はファジィ集合で、 a, b, c は学習対象のパラメータである。 b は正の数で c は曲線の中心に位置する。これらのパラメータの値を変えるとbellメンバシップ関数はそれに依って変わる。従って、 A_i のメンバシップ関数は多様な形式を示すことが可能である。

if-thenルール層では、if-thenルールに従ってAND演算が行われる(式(3))。

$$I_i = \mu_{A_i}(x_1) \cdot \mu_{B_i}(x_2) \quad (3)$$

非ファジィ化層では、if-thenルール層からの出力に対して式(4)のように入力情報を与えて出力に多様性を持たせている。式(4)の C_i は学習対象のパラメータである。

$$I_i f_i = I_i(C_i^1 x_1 + C_i^2 x_2 + \dots + C_i^N x_N + C_i^{N+1}) \quad (4)$$

出力層では、入ってくる全ての信号を式(5)のように重心を求めて、それを出力とする。

$$y(t) = \frac{\sum_i I_i f_i}{\sum_i I_i} \quad (5)$$

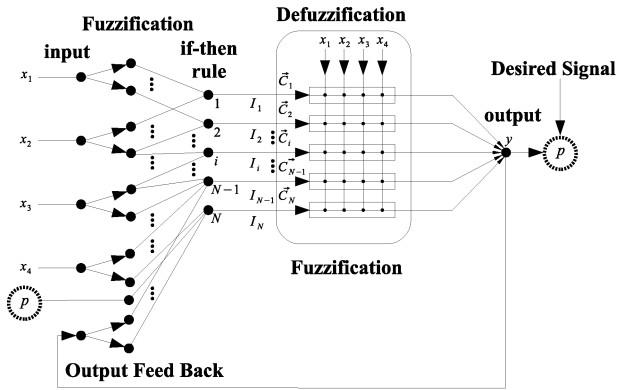


図6 学習時の Recurrent 型 ANFIS

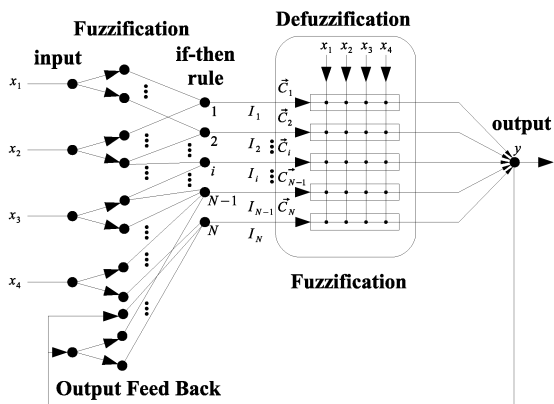


図7 テスト時の Recurrent 型 ANFIS

本論文で提案する Recurrent 型 ANFIS の学習時の構造を図6に、テスト時の構造を図7に示す。提案する Recurrent 型 ANFIS は、学習時には t 時刻のポテンショメータの情報も入力としているが、テスト時にはポテンショメータの情報を出力状態のフィードバックに置き換えて、筋積分値のみの入力での膝関節角度の予測を行う。これは学習時に既知のポテンショメータの情報を入力することで効率よく学習が行えるためである。また、提案する Recurrent 型 ANFIS は、出力状態のフィードバックを持たせている。出力状態のフィードバックは入力と同様に ANFIS に与える。しかし、ネットワークが学習前の初期の出力状態はでたらめである。そのため、ネットワークの学習をうまく行うためには初期状態での出力状態のフィードバックを無効にしておく必要がある。

Recurrent 型 ANFIS の各パラメータの調整方法として、偏微分を算出しないで近似的に勾配を求めるバックプロパゲーション学習を用いる。そのことで、パラメータ C_i をすべて 0 の状態から学習を行うことができる。それにより、初期状態での出力状態のフィードバックを無効にし、学習が進んでくるとフィードバックを有効につかうように学習されると考えられる。Recurrent 型 ANFIS は、著者らによって提案されており、カオス時系列予測に対して、従来のニューラルネットワークより予測性能が良いことが報告されている [6]。

3.3 一括 Back Propagation 法 [6]

提案手法では学習するにあたり、教師あり学習の1つである一括 Back Propagation (BP 法) を用いる。一般的な一括 BP 法はエネルギー関数 E (出力値と教師信号の自乗誤差の総和) を用意して、それを調整対象パラメータで微分し、エネルギー関数の値が減少する方向に向かうようにパラメータを修正する方法である。本論文では、BP 法の微分の処理をパラメータの微小変化におけるエネルギー関数の変化量で近似的に処理する方法を行う。それにより微分処理が必要でなく、パラメータの値が 0 からでも学習が開始できる。以下に提案手法で用いる一括 BP 法の流れを示す。

- Step(1):** パラメータ w を $w' = w + \eta$ に仮に変更する。ただし、 η は小さい正の定数である。
- Step(2):** パラメータ w を w' に変更したネットワークに全ての入力パターンを与え、ネットワークの出力値と教師信号の自乗誤差の総和 E の変化量 ΔE を算出する。
- Step(3):** Step(2) で得た修正量 ΔE を η で割り、それをパラメータ w の修正量 Δw とする。
- Step(4):** Step(3) で得た修正量 Δw より、パラメータ修正 $w = w + \Delta w$ を正式に行う。
- Step(5):** 別のパラメータ w を選択し、Step(1) へ戻る。

4 膝角度予測実験と結果

本章では前章で述べた 1ch~4ch それぞれの i-EMG の t 時刻と $t-0.05$ 秒時刻の計 8 個を入力とし、予測器である Recurrent 型 ANFIS を用いて膝関節角度を計算機実験によって予測する。予測するのは、 $t+0.05$ 秒先の膝関節角度であり、Recurrent 型 ANFIS の if-then ルール数は 45 ルールとした。被験者 D.O については歩行ピッチ 1.1 秒, 2.2 秒, 2.5 秒, 2.8 秒, 被験者 M.M については歩行ピッチ 1.7 秒, 2.7 秒, 3.3 秒のデータを用いる。

Recurrent 型 ANFIS は計測したそれぞれの歩行ピッチのデータの前半部分を全て学習し、後半部分を評価用とした。学習回数は 5,000 回である。性能を評価する方法として評価用データ (教師信号) と予測データの誤差 (RMSE 式 (6)) を用いる。式 (6) の $teacher(t)$ は評価用データ、 $y(t)$ は Recurrent 型 ANFIS の出力、 L はデータ数を表す。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{t=1}^L (teacher(t) - y(t))^2} \quad (6)$$

実験結果を図8、図9に示す。図8は被験者 D.O、図9は被験者 M.M の結果である。縦軸は RMSE、横軸は予測時間である。被験者 D.O の結果の RMSE の値は 0.084 であった。また、Recurrent 構造をもつフィードフォワード型ニューラルネットワークでも同様の入力で実験を行った。実験結果は RMSE の最小値が 0.129 であり本提案法の性能の方が上回っている。

被験者 M.M の結果の RMSE の値は 0.124 であり、図9からも被験者 D.O と比べて予測性能が良くないことがわかる。特に歩行ピッチが早いときには正確に予測でき

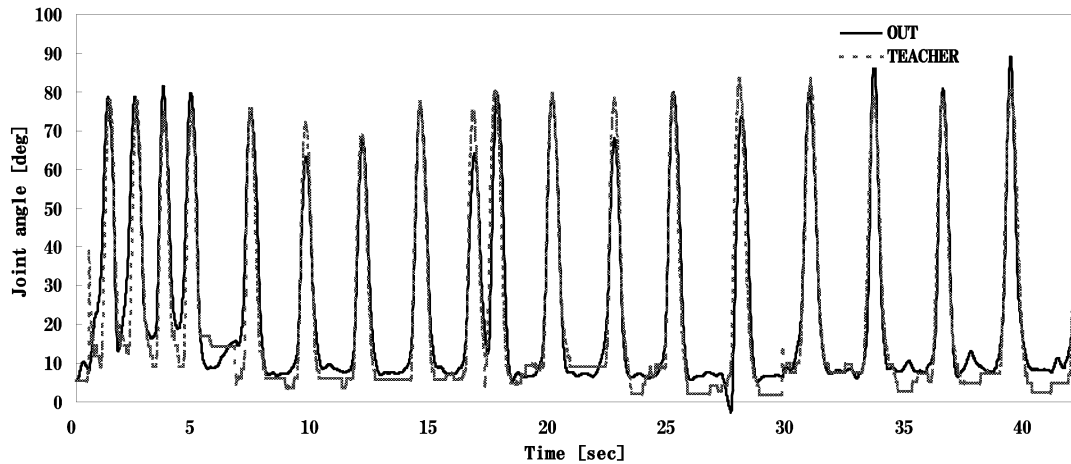


図8 被験者 D.O の膝角度予測結果

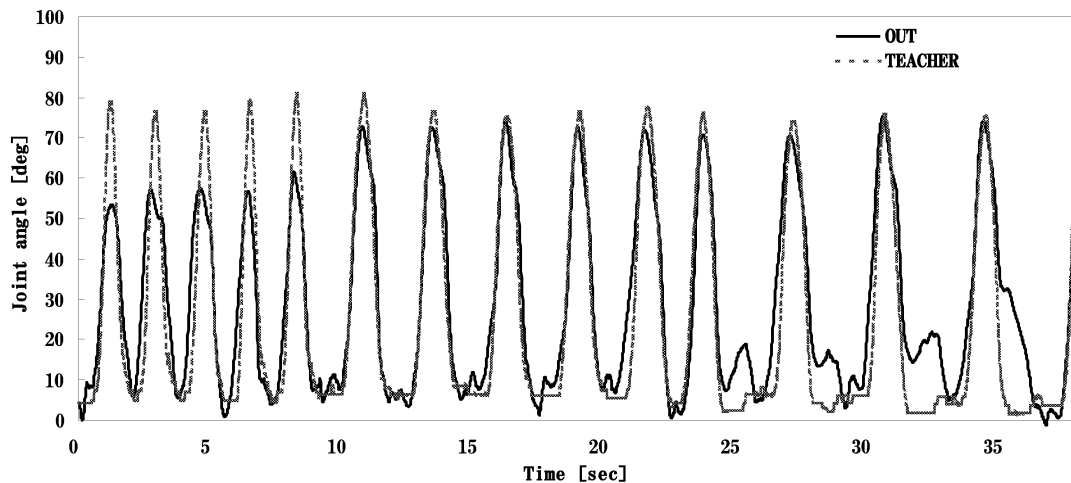


図9 被験者 M.M の膝角度予測結果

ていなく、 60° までしか追従できていない。しかし、歩行のタイミングは正確にとらえている。

5 おわりに

本論文では Recurrent 型 ANFIS を用いた s-EMG 情報のみで膝関節角度を予測するシステムを提案し、計算機実験を行った。実験結果により、膝関節角度を s-EMG 情報のみで歩行動作可能な程度の予測が可能である。また、異なる歩行ピッチ間でも予測可能であるといえる。

今後は健常側の情報を用いたシステムで障害側の足の膝関節角度を予測する実験を行い、提案したシステムの有用性を検証することが挙げられる。また、被験者やデータを増やして数多くの実験を行い、信頼性のある結果を示すことは必須である。

参考文献

- [1] 木塚朝博, 木竜徹, 増田正, 佐渡山亜兵, “表面筋電図” 東京電機大学出版局, 2006.
- [2] 村上真史, 末松悟, 横井 博一, “表面筋電位から多

様な動作を生成できる多指筋電義手”, 信学技報 NC, Vol.105, No.419 pp. 79-82, 2005.

- [3] 吉田直樹, 道免和久, 小池康晴, 川人光男, “表面筋電に基づく肩周囲筋トルクベクトル方向の推定方法”, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J83-D-II, No.10 pp. 2040-2049, 2000.
- [4] 李秀雄, 山海嘉之, “装着型下肢用パワーアシストシステムによる振り運動での仮想インピーダンス調整に関する研究”, 日本機械学会論文集, Vol.71, No.705 pp. 1686-1695, 2005.
- [5] H. TAMURA, T. GOTOH, D. OKUMURA, H. TANAKA, K. TANNO, “A Study on the s-EMG Pattern Recognition using Neural Network”, International Symposium on Intelligent Informatics, Japan, Dec 12-13, 2008.
- [6] H. TAMURA, K. TANNO, H. TANAKA, C. KURAMITZ, Z. TANG, “Recurrent Type ANFIS Using Local Search Technique for Time Series Prediction”, IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems, China, Nov 30-Dec 3, 2008.