

卒業論文要旨

表面筋電位を用いたリアルタイム歩行意図識別手法の開発

Development Of a Real-Time Method For Identifying Walking Directions Using Surface EMGs

システム工学群

知能ロボティクス研究室 1230009 荒木 みくに

1. 緒言

日本は高齢社会に突入し、加齢や疾病等によって身体機能が減退した要歩行訓練者に対して、近年様々な電動型歩行訓練機が開発されている。もし電動型歩行訓練機が訓練者の歩行意図を認識することができれば、訓練者が主体となる歩行訓練が実現できる。本報告では、筋肉の収縮時に生じる表面筋電位(EMG)を利用し、機械学習(ニューラルネットワークとバックプロパゲーション)によって訓練者の歩行方向意図をリアルタイムで識別する手法を考案し、それを報告する。

2. 表面筋電位の計測

2.1 表面筋電位の計測位置と計測条件

本報告では、大腿四頭筋の一つで股関節の伸展を担う外側広筋(Vastus Lateralis)、ハムストリングスの一つで股関節の屈曲を担う大腿二頭筋(Biceps Femoris)、足関節の底屈を担う前脛骨筋(Tibialis Anterior)、足関節の底屈と膝関節屈曲を担う腓腹筋(Gastrocnemius)の四つの筋肉を使用し、右脚各部位4chにおける表面筋電位の計測を行った。図1に計測した部位を示す。被験者は健康な20代男性1名、動作タスクは初期安静5[s]、歩行5歩、安静5[s]とした。動作は前方向、後ろ方向とし、各方向3セットずつ測定を行った。歩き出しは右脚からとした。計測にはBTS社のFreeEMG1000を使用した。仕様を表1に示す。

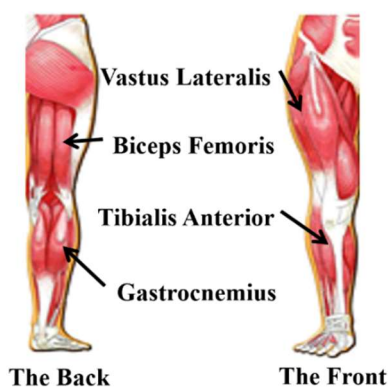


Fig.1 Measured position

Table 1 Specification of FreeEMG

Sampling frequency	1000[Hz]
Size	24.8×41.5×14[mm]
Weight	13[g]

2.2 計測結果

例として、図2に前方向、図3に後ろ方向への歩行時の筋電図を示す。初期安静5[s]の後、全体的に筋電位の値が大きくなっていった。これは、歩き出しの際に脚を踏み出すことで各筋肉部位を使用したためである。歩き出しの際の測定部位の筋電位に着目すると、前方向では外側広筋の筋電位が特に大きく表れていたのに対して、後方向では、腓腹筋と前脛骨筋が特に大きく表れていた。またいずれの動作の場合も、歩行状態から再び安静状態に戻る際に、大腿二頭筋は他の筋肉と比べて大きな筋電位が発生していた。これは、訓練者が歩行状態から安静である立位状態に戻る際に、身体の重心を支持基底面内に収めようとする筋肉の働きによるものと考えられる。

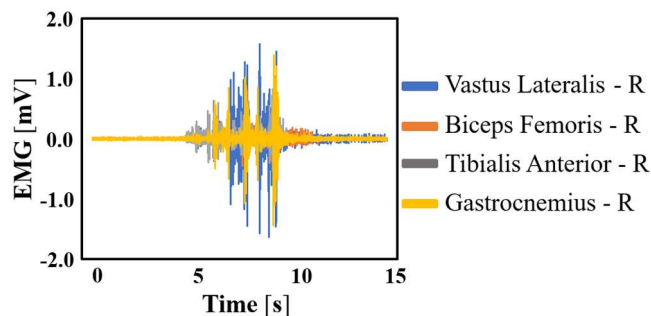


Fig.2 sEMG of walking forward

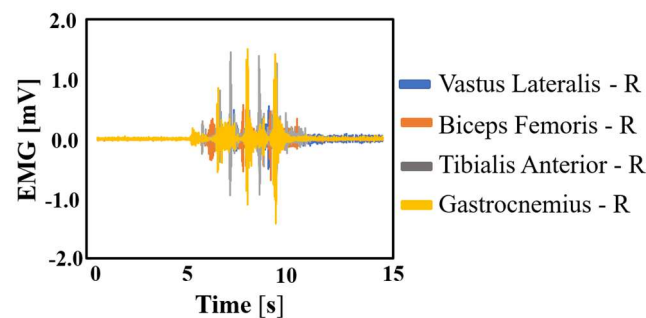


Fig.3 sEMG of walking backward

計測結果から、測定部位によって筋電位の発生するタイミングや振幅が異なることが分かった。本報告では、各部位での筋電位を利用し、ニューラルネットワークによる機械学習により2方向の識別を考えた。

3. 識別方法

3.1 歩行開始条件の決定

本報告では歩行訓練機にて訓点者の歩き出し時における筋電位の識別を行うため、特徴抽出に用いる範囲は歩行開始時を起点とする必要がある。歩行開始条件は安静時の筋電位の標準偏差と動作時の筋電位の標準偏差の比によって求める。通常、筋肉を使用しているか否かは安静時の標準偏差の2倍以上であるかによって判別する。そのため、歩行時の標準偏差が安静時の標準偏差の2倍を超えた点を歩行開始時点とした。

3.2 特徴抽出

計測結果から節2.2のような特徴を持つ筋電図が得られた。しかし、そのままの生データから歩行方向の識別を行うことは困難である。そこで、筋電位の振幅を評価するために、筋電位の評価法として一般的に用いられる二乗平均平方根 (root mean square :RMS) を適用した。時刻 t における筋電位の RMS 値は、計測された筋電位 e_t から式(1)のように計算される⁽¹⁾。

$$Rms(t) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1+(t-L)}^t e_i^2}{L}} \quad (1)$$

本報告では $L = 300$ とし、歩行開始時点から $0.001[s]$ ごとに過去 300 サンプル間 ($0.3[s]$ 間) の筋電位から RMS 値を計算したものを動作と識別に用いた。

3.3 表面筋電位の正規化

表面筋電位を用いる場合、被験者間での筋活動量を比較する際、または同一被験者の異なる筋の活動量を用いる際には、正規化を行う必要がある。一般的には最大随意筋収縮 (%Maximum Voluntary Contraction, %MVC 法) が用いられる⁽²⁾。本報告では、筋疲労などの影響を考慮し、RMS 値における各筋部位の筋電位の最大値を最大随時筋収縮量として正規化を行った。

3.4 ニューラルネットワークを用いた方向識別

識別手法に3層 NN を用いた。3.1~3.3 に示した方法で得られた歩行動作のデータにより学習を行う。Adam 法による確率的勾配降下法を用いたニューラルネットワークのパラメータなどの詳細を表 2 に示し、学習のモデルを図 4 に示す。ニューラルネットワークの学習には、前方向歩行と後ろ方向歩行を各 3 回ずつ行った。

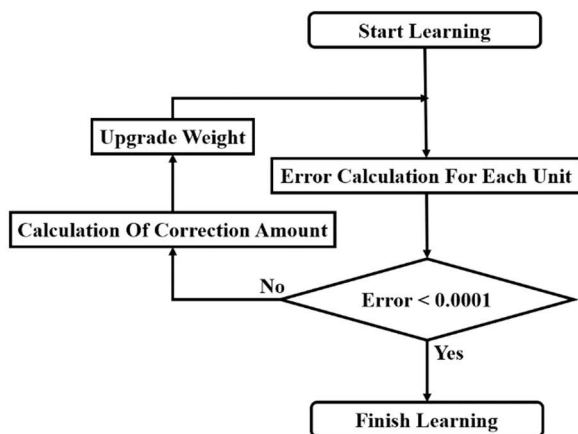


Fig.4 Used NN learning

Table 2 Details of used NN

Input layer	80
Intermediate layer	25
Output layer	3
Learning rate	0.001
Momentum correction coefficient	0.9
Allowable error	0.0001

4. 動作識別の検証

4.1 オフラインでの識別結果

構築したニューラルネットワークを用いて、オフラインにてテストデータを識別した。動作識別の検証には、前後各方向 15 回行った。識別結果を表 3 に示す。全体の識別率は 90% 程度となった。動作識別の検証には、前後各方向 15 回行った。識別結果を表 3 に示す。全体の識別率は 90% 程度となった。

Table 3 Result of identification

Movement	Identification rate
Walking forward	13 / 15 (87%)
Walking backward	15 / 15 (100%)

4.2 リアルタイム歩行意図識別手法の処理遅延

識別を行った際に要した処理時間の平均を表 4 に示す。処理遅延の評価では、Intel(R)Core(TM) i5-3470 CPU @3.20 GHz を用いた。

Table 4 Average delay time

Processing performed	Average time required for processing
RMS	5.6[ms]
Identification	0.4[ms]

表 4 の通り、提案するリアルタイムの遅延は合計 6[ms] であるため、歩行意図識別がリアルタイムで動作することを確認できる。

5. 結言

本報告では、表面筋電位を用いた歩行意図の識別法を提案した。歩行時の脚部動作を可視化させるために、右脚の筋電位を測定した。次に、ニューラルネットワークを利用した識別法を示した。学習及び識別には筋電位の RMS 値と最大随時筋収縮による正規化を利用した。オフラインによる検証実験から 9 割の識別結果を得たが、リアルタイムでの検証実験には至らなかった。

今後は、被験者を増やすとともに、BTS 社が提供しているソフトウェア開発キット (SDK) を利用してアプリケーションを開発し、オンラインでの動作識別を目指す。

文献

- (1) 中谷真太郎, 荒木望, 佐藤孝雄, 小西康夫: 「筋電位による動作識別のための半教師付き学習を用いた識別器更新手法」, 計測自動制御学会論文集, Vol.51, No.8, 535/541(2015)
- (2) 酒井医療: (3) 筋電図による量的因子の解析, 酒井医療株式会社ホームページ, <https://www.sakaimed.co.jp>