

筋電位を用いた Khepera ロボットの制御

○函館高専 杵澤 明大、石若 裕子、北大工 嘉数 侑昇

要旨

本研究は生体信号を用いた手話動作認識システムの開発を目的としている。その基礎研究として筋電位 (EMG) を用いて動作認識を行い、Khepera ロボットの制御を試みる。ここでは、単動作の認識に必要な筋電位の特徴量の抽出について述べる。前腕から計測した筋電位から人工ニューラルネットワーク (ANN) によって特徴量を抽出し、手首の動作認識を行う。また、本手法におけるオンラインでの有効性について確認する。

1. はじめに

我々は手話者のコミュニケーション手段として、手話翻訳システムを提案し、その開発を行っている。手話動作の認識の手段としては、動画像処理によるもの^[1]があるが、我々は生体信号として筋電位を用いて、手話動作認識を試みる。

本研究ではその基礎実験として手首の単動作認識を行う。対象とする動作は屈曲・伸展・平常状態の3パターンとし、アプリケーションとして Khepera の制御信号に用いる。

前腕から3チャンネルで筋電位を計測し、人工ニューラルネットワークであるバックプロパゲーションによってオフライン学習を行い、特徴量を抽出する。また、オンラインでの動作認識をシミュレーションし、オンラインにおける有効性について確認し、教師信号に使用する積分時間幅の違いによる認識の違いについて検討する。

2. システムの概要

次に本システムの構成を Fig.1 に示す。システムは主に4つのブロックに分かれる。

- ① Action Recognition Unit
手話動作をする User から多チャンネルで筋電位を測定し、屈曲や回内といった上肢の動作の認識を行う。
- ② Trainer Unit
Action recognition unit に対して User の動作に適応するように学習させる。
- ③ Time Series Processing Unit
認識した動作を、時系列データとして処理し、単語単位の手話の意味をとらえる。
- ④ Syntax Analysis Unit
構文解析により手話を翻訳する。

ここでは、Action Recognition Unit について検討し、その出力を Khepera の制御に利用する。

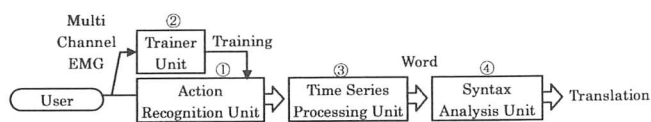


Fig.1 The out line of our system for sign language translator

3. 動作認識

筋電位 (electromyogram: EMG) は、人間がある動作を行うとき発生する活動電位であり、この電位により筋収縮が引き起こされる。筋電位は電圧 数 μV ~ 数 mV 、周波数 10~2000Hz 程度の信号で、動作やその力を反映していることから、動作認識に利用することが可能であり、筋電義手^[2]やポインティングデバイス^[3]などに利用されている。

動作認識には、多層の ANN を用い、学習にはバックプロパゲーションを採用する。Fig. 2 に筋電位を用いた動作認識の概要を示す。

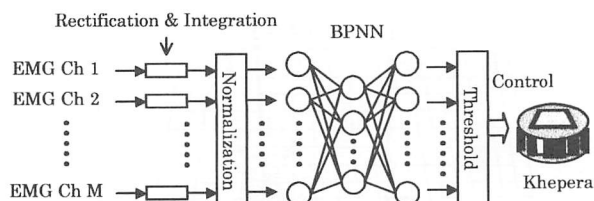


Fig.2 Action Recognition unit using EMG signal

ANN の入力信号と学習用の教師データを作成するための特徴量として、M チャンネルの電極で測定した筋電位を全波整流し、時間幅 T で積分したものをを用いる。

$$x_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |EMG_i(t)| \quad (i=1,2,\dots,M)$$

ここでは M は全チャンネル数、T を積分時間幅とする。また、筋力レベルの差による入力信号の違いを抑えるために、Mチャンネルの和を1としてチャンネルごとに正規化を行ったものをを入力とする。

$$X_i = \frac{x_i}{\sum_{i=1}^M x_i}$$

Fig. 3 にこの前処理の過程を示す。尚、正規化による微弱信号の増幅を防ぐために、閾値で微弱な信号をカットする。最後に ANN の出力を閾値で区別することで特徴量を抽出し、この特徴量を用いて、Khepera を制御する。

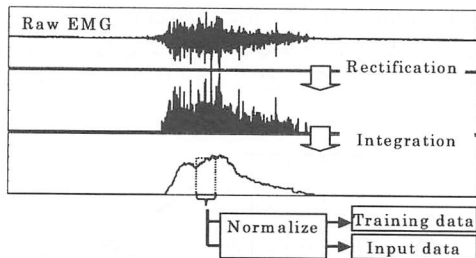


Fig.3 Making training data and input data

4. 実験

健常な 19 歳男子の被験者 1 名を対象に、左前腕部に装着した 3 チャンネルの塩化銀電極から、サンプリング周波数 1kHz で筋電位を測定した。対象となる動作は手首の屈曲、伸展、平常状態の 3 パターンである。それぞれの動作・状態を維持している間の筋電位を各 15 回測定を行った。

測定した筋電位から、積分時間幅を 250ms と 50ms とし、教師データを作成し、学習率は 0.1 とし、オフライン学習を行った。誤差が一定になるまで学習したのち、積分時間幅の違いによる、オンラインにおける認識の有効性について検討する。

新たに測定した筋電位を用いオンライン認識のシミュレーションを行う。積分窓の位置を 10ms ごとに移動し、ANN に入力することで認識をする。

5. 結果

Fig. 4 にゆっくりと平常状態から、屈曲→平常状態→伸展→平常状態、と動作したときの認識結果を示す。Fig. 5 に素早く屈曲と伸展を繰り返したときの認識結果を示す。

積分幅を 250ms に設定した場合は、実際に動作している時間に比べ、時間的に長く認識している。積分幅 50ms に設定した方が、実際に動作している時間との差が少ないことがわかる。

5. まとめ

本研究では前腕 3 チャンネルで測定した筋電位から屈曲・伸展・平常状態の 3 パターンの認識を行い、オンラインのシミュレーションを行った。その結果、オフライン学習での結果がオンラインでも有効であることが示唆された。また、積分幅 250ms よりも 50ms の方が実際の動作時間に近いことがわかった。

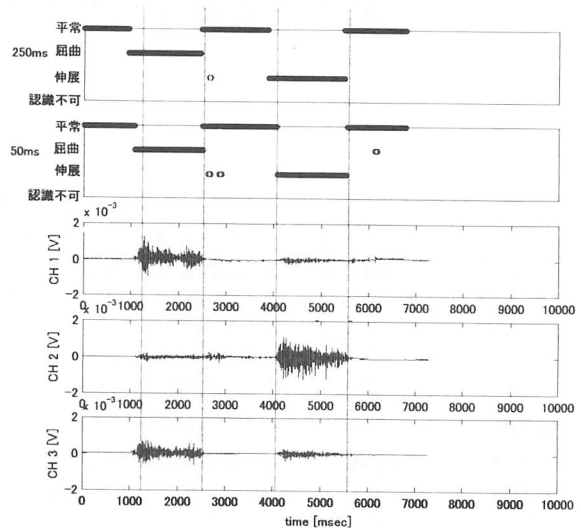


Fig. 4 Flexion and extension recognition (slow)

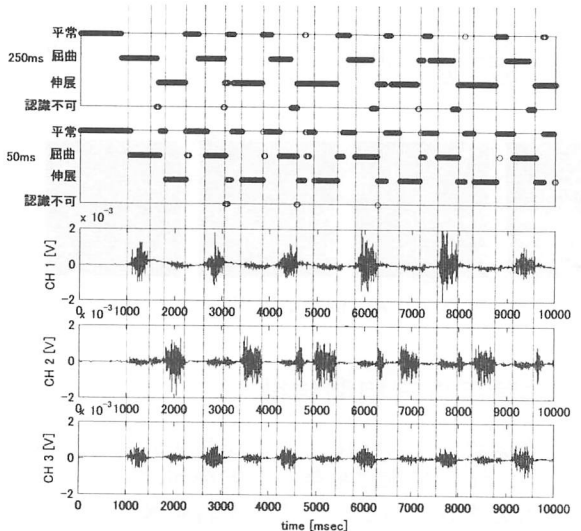


Fig. 5 Flexion and extension recognition (quick)

6. 参考文献

- [1] 今川, 呂, 猪木, 松尾 “肌色領域により隠れて見える場合を考慮した手話動画像からの手の実時間追跡” 電子情報学会論文誌, Vol.J81-D-II, No.8, pp.1787-1795, 1998年8月
- [2] 西川, 兪, 横井, 嘉数 “筋電義手制御のためのオンライン学習法” 電気情報通信学会論文誌, Vol.J82-D-II, No.8, pp.1510-1519, 1999年9月
- [3] 村上, 辻, 福田, 金子 “EMG 信号を利用したポインティングデバイスの開発” 日本機械学会, ロボティクス・メカトロニクス講演会'00 講演論文集, 2P1-12-013