

神経力学系のダイナミクスに基づく 表面筋電位からの腕の動作推定

Estimation of arm motion from surface myoelectric signals using a neurodynamical system

山根健[†]

Ken Yamane

1. はじめに

人間の運動情報を扱う代表的な手法には、離散系を用いる方法と力学系を用いる方法の二つがある。しかし、前者は連続的な運動をどのように離散化するかが深刻な問題である。統計的学習手法を用いるにしても、高い自由度の運動を扱うためには膨大な学習が必要になる。一方で、後者はセンサ信号に近いレベルの情報をそのまま扱えるため、ジェスチャ認識などに用いられてきた。しかし、順序構造など複雑な運動情報の扱いが困難であるとされている。また、最近注目されているハイブリッドシステムについても、両者を相補的に動作させる最適な方法は不明であるし、離散系部分の問題は残されている。

これらに対して我々は、力学系の情報処理能力を拡張させて、離散系を用いずに力学系の利点を活かした情報処理の実現を目指している。

そこで、本研究では力学系のダイナミクスだけに基づいて複雑な運動情報を処理する方法を検討する。具体的には、リカレントニューラルネットの一種である軌道アトラクタモデル [1] を用い、本モデルの自律的なダイナミクスに基づいて基本運動の系列を処理し、実際に表面筋電位信号から複雑な腕の動作を推定できることを示す。

2. 推定方法

動作は幾つかの基本運動によって構成されるとして、軌道アトラクタモデル [1] を用いて時々刻々の基本運動の系列を処理することで動作を推定する。

本モデルは、非単調神経素子が互いに結合した構造をしており、それら多数の素子が相互作用することで大規模な力学系を構成する。学習によって、モデルの状態空間に線状のアトラクタ（軌道アトラクタ [1]）を形成することができ、ある初期状態 S から T まで連続的に安

定して状態遷移することができる。

さらに、力学系を変化させる仕組みとして、選択的不感化法 [1, 2] を用いる。これは、修飾パターンに応じて約半数の素子を不感化する（入力に関係なく出力を中立的な値にする）ことで、回路網の状態をある部分空間に射影する手法である。これにより回路網の状態はその部分空間に形成された軌道アトラクタに沿って遷移するため、修飾パターンを切り替えることで同一の状態から異なる状態へ遷移することができる。この方法により、軌道アトラクタモデルを用いて様々な処理が可能になる。

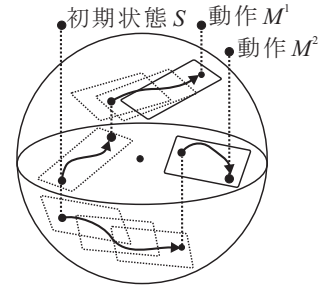


図 1: 選択的不感化による状態遷移の模式図

ここで、ある基本運動と修飾パターンを対応付けることを考える。基本運動に対応する修飾パターンによって素子の一部が不感化されると、回路網の状態は図 1 に示すように部分空間に射影される。つまり、時々刻々の基本運動に対応した様々な部分空間に射影され、そこでのダイナミクスに基づいて状態遷移し、最終的に動作を表す状態へ達することで推定が行われる。

3. 動作推定実験

実際に、前腕の表面筋電位信号（8チャンネルのIEMG信号）から時々刻々の基本運動を識別し、その系列から動作を推定するシステム（図 2）を構築し、その推定能力について調べた。本研究では、基本動作の識別器として、多変数入力を扱うパターン認識能力が高く、様々

[†] 帝京大学理工学部, Faculty of Science and Engineering, Teikyo University

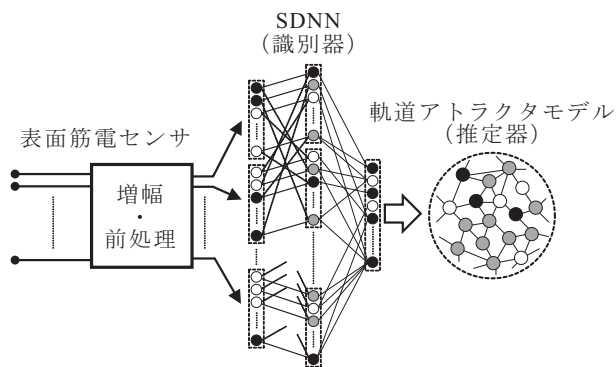


図 2: 推定システム

な応用が期待されている選択的不感化ニューラルネット (SDNN) [2, 3] を用いた。

具体的には、まず、入力層 300 素子 (30 素子 $\times$ 10 変数)、中間層 2700 素子、出力層 900 素子の SDNN を用いて識別器を構成し、予め 6 種類の基本運動 (A : 手首の屈曲, B : 手首の伸展, C : 手を握る, D : 手を開く, E : 手首の回内, F : 手首の回外), および, N : ニュートラルの状態についてそれぞれ 10 回学習させた。次に、SDNN の出力層に対応させて 900 素子の軌道アトラクタモデルを用いて推定器を構成した。

基本運動からなる 8 種類の動作を対象に各 1 サンプルずつ与えて推定器を学習させたところ、10 回の繰り返し学習によって動作を正しく学習することができた。その上で、様々な動作に対応する筋電位信号を与えて本システムの推定能力を調べた。

(a) 未学習サンプルへの対応 ノイズや身体の冗長性のため同じ運動に対しても毎回筋電位信号が変化する。また、動作中は信号が時間的に重なるため基本運動の識別自体が難しい。しかし、本システムは 1 サンプル学習しただけで、未学習サンプルに対しても正しく動作を推定できる。例えば、基本運動 $C \rightarrow E \rightarrow A$ と連続的に行うと、図 3(a) に示すように軌道アトラクタモデルは状態を遷移させて、その動作が M^1 であると推定している。

(b) 基本運動が一部重複する動作の推定 一部の運動が他と重複している場合も正しく推定することができる。例えば、動作 M^1 に一部類似している動作 M^2 (基本運動 $C \rightarrow F \rightarrow D$) を与えた場合のモデルの挙動を図 3(b) に示す。図中の約 5000[frame] (約 1.67[s]) 時点において、両者の動作を分ける運動が識別されるとモデルの状態遷移が分岐し、正しく動作を推定することができる。

(c) 運動の伸縮への対応 運動が 1000[frame] (約 0.33[s]) ほど伸縮する場合には筋電位信号が大きく変化する。しかし、柔軟に対応して運動系列を正しく処理することができた。

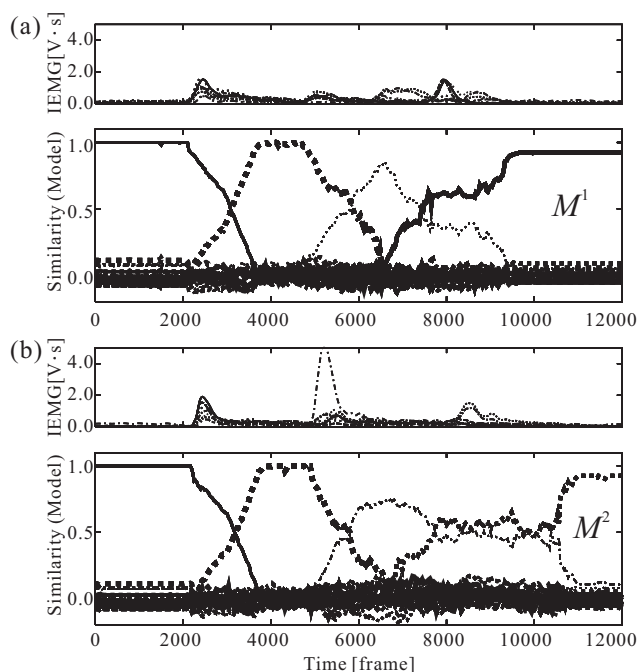


図 3: 動作推定の過程

4. おわりに

本研究では、力学系のダイナミクスに基づいて運動情報を処理する方法を検討し、実際に腕の表面筋電位信号から動作を推定するシステムを構築した。本システムは、少ない学習だけで様々な動作に対して柔軟に推定できるという優れた能力をもつ。課題は多いが、本成果は力学系を用いた運動情報処理の大きな可能性を示している。

謝辞

本研究の一部は、文部科学省学術研究助成基金助成金若手研究 (B) (No.24760213) の補助を受けた。

参考文献

- [1] 森田昌彦, 松沢浩平, 諸上茂光, “非単調神経素子の選択的不感化を用いた文脈依存的連想モデル,” 信学論 (D-II), vol.J85-D-II, no.10, pp.1602–1612, Oct. 2002.
- [2] 森田昌彦, 村田和彦, 諸上茂光, 末光厚夫, “選択的不感化法を適用した層状ニューラルネットの情報統合能力,” 信学論 (D-II), vol.J87-D-II, no.12, pp.2242–2252, Dec. 2004.
- [3] Kawata, M., Tanaka, F., Suemitsu, A. and Morita, M., “Practical Surface EMG Pattern Classification by Using a Selective Desensitization Neural Network,” ICONIP 2010 (Part II), Lecture Notes in Computer Science, 6444, pp.42–49, 2011.