

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 27 年 6 月 5 日現在

機関番号：32643

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2012～2014

課題番号：24760213

研究課題名(和文)分散表現と神経力学系のダイナミクスに基づいた腕の運動推定

研究課題名(英文)Arm motion estimation based on distributed representations and neurodynamics

研究代表者

山根 健 (YAMANE, Ken)

帝京大学・理工学部・助教

研究者番号：30581235

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 2,800,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、分散表現と神経力学系のダイナミクスだけに基づいて一連の動作を処理する方法を提案する。提案手法の可能性を調べるため、時間連続なダイナミクスを持つリカレントニューラルネットの1つである軌道アトラクタモデルを用いて、実際に手や腕の動作を推定するシステムを構築した。その結果、本システムは、少ないサンプルを学習しただけで、腕の表面筋電位信号から15種類の複雑な運動を平均約86%の精度で推定できるなど優れた性能を持つことがわかった。

研究成果の概要(英文)：From this study, we propose a method of processing sequences of motions based only on distributed representations and neurodynamics. To assess the method's applicability, we constructed a motion estimation system using a trajectory attractor model: a recurrent neural network with continuous-time dynamics. Experimentally obtained results from surface myoelectric signals from an arm show that the system estimated 15 complex hand motions with average accuracy of about 86%, demonstrating the great potential of this system.

研究分野：知的情報処理

キーワード：軌道アトラクタ 選択的不感化 分散表現 神経力学系 表面筋電位 運動推定 人支援

1. 研究開始当初の背景

人間の運動情報を処理する代表的な手法には、離散系を用いる方法と力学系を用いる方法がある。しかし、前者は連続的で複雑な運動をどのように離散化するかが大きな問題となる。人が離散化のための規則をすべて記述することは困難であるし、統計的学習手法を用いる場合でも膨大な学習サンプルが必要になる。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、両者を相互補完的に動作させる方法は明らかではないし、そもそも離散化の問題が残されたままである。

これらに対して我々は、離散系を用いずに、力学系の情報処理能力を拡張して、その利点を生かした運動情報処理の可能性を追求している。

2. 研究の目的

本研究では、力学系のダイナミクスだけに基いて複雑な運動情報を処理する方法について検討する。具体的には、リカレントニューラルネットの一つである軌道アトラクタモデル(森田ら 2002)を用い、本モデルの自律的なダイナミクスに基づいて一連の運動を推定する方法を提案する。そして、実際に多チャンネルの表面筋電位信号から複雑な腕の運動を推定するシステムを構築して、本手法の有用性を示す。

3. 研究の方法

(1)運動の推定方法

一連の運動は少数の基本的な動作の時間的な組み合わせによって構成されると考える。以下では、単に動作といった場合は基本動作を、運動といった場合は幾つかの動作から構成される一連の運動を意味する。

本研究では、軌道アトラクタモデルを用いて、時々刻々と識別される基本動作を処理していくことで一連の運動を推定する。

本モデルは、多数の非単調神経素子が全結合した構造をしており、素子同士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、力学系の状態空間に線状のアトラクタを形成することができ、その軌道に沿ってある初期状態から別の状態へ連続的に安定して遷移することができる。この軌道を軌道アトラクタとよぶ。

ここでは、この状態遷移と運動を対応付ける。今、運動中にモデルが初期状態 S から時間経過とともに状態 M^1 へ遷移したとする。これをモデルが運動 M^1 であると推定したとみなす。同様に、別の状態 M^2 へ遷移すれば、別の運動 M^2 であると推定したとみなす。そうすると、状態 S から状態 M^1 に軌道アトラクタを形成することはモデルが運動 M^1 を学習する

ことに対応する。

さらに、時々刻々と識別される動作に応じてモデルの状態遷移を制御することを考える。具体的には、動作の情報をモデルに入力信号として与えるのではなく、選択的不感化法(森田ら 2004, 野中ら 2011)を用いてモデルにその情報を修飾させる。この方法を用いることで、モデルが構成する力学系のダイナミクスを連続的あるいは離散的に変化させることができ、複雑な運動を処理することが可能になる。

(2)運動推定システムの構築

前腕運動と情報表現方法

本研究では、図1に示すような右前腕の運動を取り扱う。まず、多チャンネルのセンサから運動に関する情報を取得し、6種類の基本動作(A:手首を屈曲する, B:手首を伸展する, C:手を握る, D:手を開く, E:手首を回内する, F:手首を回外する)および力を抜いた中立的な状態(N)を識別する。次に、時々刻々と識別される基本動作から一連の運動や運動プランを推定する。対象とする運動としては、基本動作の組み合わせからなるもの、一部に他の運動と重複があるもの、基本動作とは全く異なる動作を含むものなど15種類とする。なお、具体的な運動については、後述のHPに掲載している動画を参照されたい。

センサ情報を含めて運動情報は全て $1, -1$ を成分にもつ高次元2値パターンとして分散的に表現する。具体的には、複数センサからのアナログ値を $0 \sim 1$ の値に正規化して、各チャンネルを30次元、基本動作を900次元、一連の運動を900次元の2値パターンとして表現する。このような分散表現の特徴の一つとして、コードパターンに暗黙的な構造を埋め込むことができることが挙げられる。これによってコードパターン間の類似性を利用することができ、学習効率や推定精度の向上が期待できる。

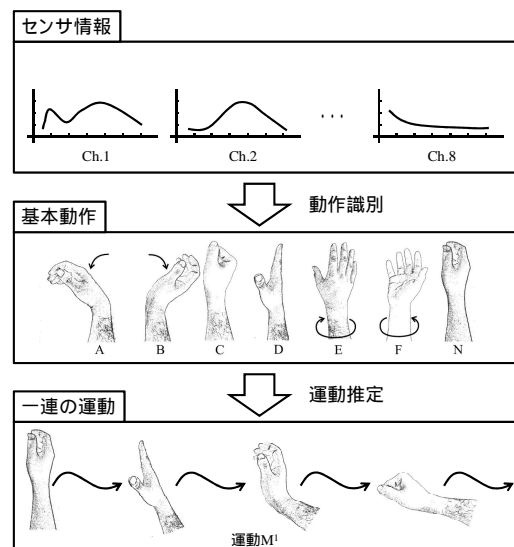


図1: 対象とする前腕の運動

基本動作の識別方法

様々な問題への適用が期待されている選択的不感化ニューラルネット(以下,SDNNと呼ぶ)を用いて基本動作の識別器を構成する。SDNNは多変数入力を扱うことが可能であり,パターン認識能力が非常に高いことが明らかになりつつある(野中ら 2011, Horieら 2014)。

具体的な方法は,SDNNの入力層を300素子,中間層を2700素子,出力層を900素子で構成する。SDNNへの入力はセンサ情報を前処理してコードパターンに変換したものをを用いる。また,被験者毎に6種類の基本動作と中立的な状態のデータを用いて,それぞれ10回あるいは識別率95%以上になるまで繰り返し学習しておく。

運動推定システム

提案手法に基づいて構築したシステムの全体像を図2に示す。図中のセンサ部,前処理部,識別部はセンサ情報が取得されるたびに動作する。

推定部はSDNNの出力層に対応させて,900素子からなる軌道アトラクタモデルを用いて構成する。また,この推定部はその他の部分に関係なく自律的に動作する。

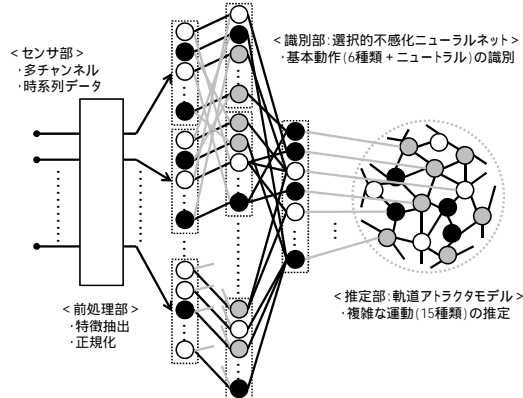


図2: 運動推定システム

4. 研究成果

本システムの運動推定能力を調べるために8チャンネルの表面筋電位信号から前腕の運動を推定する実験を行った。なお,健康な成人5名(男性4名,女性1名)の協力のもと実施した。

実験では15種類の運動を対象にして,本システムに少数のサンプルを与えて学習させた。その結果,各運動を5サンプルずつ与えた場合でも95%以上を正しく学習できることを確かめた。その上で,未学習のサンプルを中心に様々な運動に対する表面筋電位信号を与えて本システムの推定能力を調べ,以下のことがわかった。

(1)未学習サンプルへの対応

身体の長い冗長性やセンサノイズのため,被験者が同じ運動を実行しているつもりでも毎回筋電位信号は変化する。また,運動中

は信号が時間的に重なるため,どのような識別器を用いるにしても基本動作の識別自体が難しい。しかし,本システムは少ないサンプルの学習だけで,未学習サンプルに対しても正しく運動を推定できる。図3に未学習サンプルに対する推定精度を示す。各運動を5サンプルずつ学習させた場合の推定精度は平均86%であった。

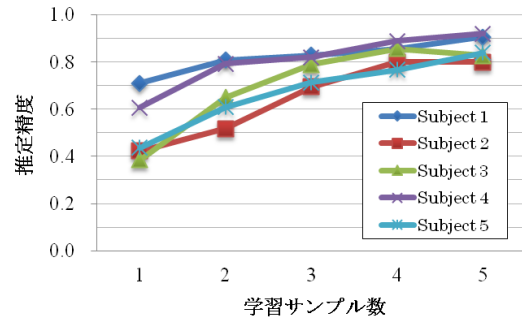


図3: 学習サンプル数と推定精度

(2)動作が一部重複する運動の推定

それぞれの運動の推定精度を図4に示す。これらの運動の中には,一部が他と重複しているものが多く含まれている。そのような複雑な運動に対しても正しく推定することができる。例えば,運動7は「ゲー(動作C)チョコキパー(動作D)」,運動8は「ゲーパーゲー」という運動である。構成する動作の一部に重複があり,最初の「ゲー」が実行された時点では運動を推定することはできない。しかし,その後の動作をうまく処理することで正しく推定でき,運動7に関しては8割以上,運動8に関しては9割以上の推定精度であった。

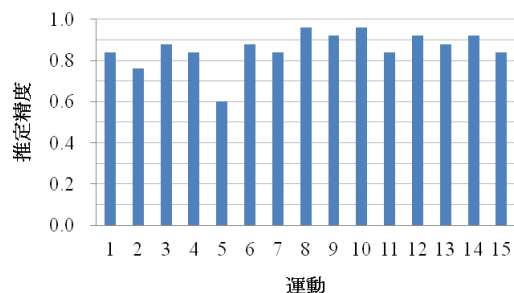


図4: 運動別の推定精度

(3)運動の伸縮への対応

同じ運動でも時間的な長さやタイミングなどにばらつきが生じる。この場合,筋電位信号が大きく変化することがある。しかし,伸縮が小さい場合は柔軟に対応して運動を正しく推定することができる。

(4)分散表現と自律ダイナミクスの利用

さらに,運動推定の過程を詳しく解析したところ,提案手法の利点を活かした推定が行われていることがわかった。未学習の動作に対してもSDNNの出力層において自然に分散表現され,その表現の類似性に基づいて柔軟

に運動を推定することができる。特に、神経力学系において複数の軌道アトラクタの影響を受けながら状態遷移し、最終的に学習で形成したある軌道アトラクタへ引き込まれることで複雑な運動を推定することができる。

具体的に、未学習サンプルを与えた場合の推定過程を図5に示す。上のパネルは増幅した筋電位信号を時間積分した IEMG 信号、中央のパネルは識別器の出力と基本動作を表す各コードパターンとの類似度（方向余弦）、下のパネルは本モデルの状態と運動を表すコードパターンとの類似度を示している。なお、1[frame]は 1.67×10^{-2} 秒である。

この運動 15 は、手を開いてそのまま手首を回外そして回内するようなものであり、手を開いたまま腕を回転させる動作を基本動作として学習していない。しかし、図の中央のパネルに示すように、識別器である SDNN は 20~60[frame]において動作 D（水色）であると識別し、60~80[frame]において動作 D、F（紫色）などに近い中間的なパターンとして自然に動作を表現していた。同様に、100~120[frame]において動作 E（黄色）と中立状態（赤色）の中間的な表現が生成されている。このように未学習の動作が現れた場合でも基本動作と相関をもつパターンとして自然な表現が SDNN の出力層において生成された。

また、この運動 15 は別の運動と一部の動作が重複する。そのため、図5の下のパネルに示すように、20~60[frame]において学習によって形成された複数の軌道アトラクタの影響を受けていた（モデルの状態と複数のコードパターンの類似度が 0.25 程度）。しかし、その後、運動をわける鍵となる動作（手を開いたまま腕を回外する動作）に移ると、それに応じてダイナミクスを変化させ、徐々に1本の軌道アトラクタに状態が引きこまれ、最終的に運動 15 に対応する状態へ遷移して、正しく推定することができた。

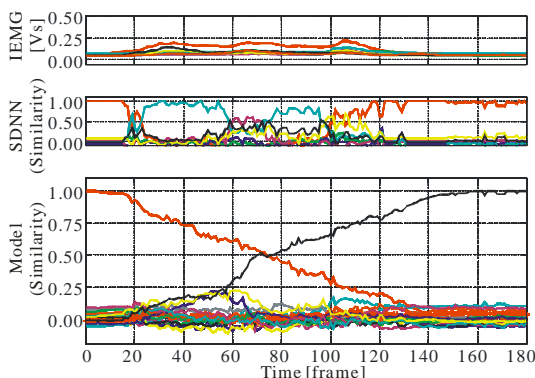


図5：運動 15 の推論過程

さらに、軌道アトラクタモデルがつくる力学系が運動に関する何の情報も処理しているのか明確にするため、ある被験者のデータで訓練した力学系を用いて、別の被験者のデータから運動を推定する実験を行った。十分

に基本動作が識別できていれば推定精度は図3の結果のように9~8割程度だと予想される。しかし、実際にはほとんど推定できず、最大でも推定精度は3割程度であった。この結果から、神経力学系が各被験者の腕の微妙な使い方や運動のタイミングなどの情報を処理していることが示唆された。

(5) デモシステムの製作

これらの成果について、FIT2012 などにおいて口頭発表をした。また、デモシステムを構築して、本研究の成果の一部を所属機関の研究室公開やつくば国際戦略総合特区産学官マッチング・デイ 2013「アームロボットの制御」などにおいて展示した。

以上から、本システムは少ないサンプルの学習だけで様々な運動に対して柔軟に推定できるという優れた能力をもつことがわかった。

軌道の形成方法によってモデルの汎化能力が大きく変化すること、非常に少数ではあるが不適合者が存在すること、学習回数・時間の低減、推定精度の向上など残された課題は多いが、本成果は神経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。

5. 主な発表論文等

（研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線）

〔学会発表〕(計1件)

山根 健, 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, 第11回情報科学技術フォーラム (FIT2012), 2012.9.4, 法政大学(東京都・小金井市).

〔その他〕

ホームページ

<http://www.ics.teikyo-u.ac.jp/~yamane/demo/demo.html>

6. 研究組織

(1) 研究代表者

山根 健 (YAMANE, Ken)
帝京大学・理工学部・助教
研究者番号：30581235