

1Q-1

# 予測可能性による身体識別及び身体図式獲得

信田 春満<sup>†</sup>      日下 航<sup>‡</sup>      尾形 哲也<sup>‡</sup>      高橋 徹<sup>‡</sup>      奥乃 博<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> 京都大学 工学部情報学科      <sup>‡</sup> 京都大学大学院 情報学研究科 知能情報学専攻

## 1. はじめに

実環境で動くロボットに求められる事の一つに、様々な環境で運動指令と体の動きの関係をその場で学習していく事が挙げられる。本研究ではこのように「運動指令と体の動き(見え方)の相互変換」を身体図式と呼ぶこととする。従来のこのような身体図式獲得の研究では運動指令値とそれに対応する手の座標が既知のものとして学習を行ってきた [1][2]。実環境で身体図式を獲得する場合においては自身の身体他に他者の身体が視覚に入ってくる事が考えられる。したがって視覚情報から自身の身体と他者の身体を識別する必要がある。

本研究の目的は運動による視覚フィードバックからロボットに身体図式を獲得させるとともに自己と他者を識別させることである。すなわち、1. 運動指令値から自身の視覚フィードバックを予測できること(順運動) 2. 視覚フィードバックから、それを生成するであろう運動指令値を生成すること(逆運動) 3. 視覚フィードバックを自己身体を表す部分と他者身体を表す部分に分離すること、の三点を目標とする。手法として認知科学で考えられている人間のモデルを積極的に取り入れることにより人間に近い、すなわち実環境に適したモデルを構築し、そのモデルを実際に動かし評価し知見を得る構成論的アプローチをとる。

## 2. 自他識別モデル

本研究では自己身体識別について「予測・操作出来るものが自己身体である」というアプローチをとる。すなわちある運動指令(モーター出力)に対して常に予測の範囲内の動きをするものが自己身体であると考える。

運動指令・視覚という二つの値の関係を学習する際、二つの値を統計的にマッピングしていく方法と二つの値の間に存在する力学系を神経力学モデルで学習させる方法の二つが考えられる。本研究では後者の神経力学モデルを採用する。神経力学モデルは人間の脳を基にしたモデルであり、複数の値の間にある力学的関係性を汎化しながら学習・予測生成することが出来る。神経力学モデルを採用することにより、関節角では無くモーター出力(関節角速度)と視覚の間の「動的な関係」をモデル内部に獲得でき、予測可能な部分のみを抽出する事で同時に自己身体も可能となる事が期待できる。神経力学モデルには MTRNN(Multiple Timescale Recurrent Neural Network)[3] を使用する。これは複数の時定数を持つニューロン群を組み合わせることにより従来の RNNPB(Recurrent Neural Network with Parametric Bias) よりもより複雑で長い時系列を学習できる時系列の予測器である。

本研究では図1のようなモデルで身体図式獲得及び自己身体識別を行なう。

1. 身体図式の学習：運動指令値及び自他両方の身体を含む視覚の関係を MTRNN に学習させる。

Identification of self body and acquisition of body scheme through dynamic predictability: Harumitsu Nobuta (Kyoto Univ.), Wataru Hinoshita (Kyoto Univ.), Tetsuya Ogata (Kyoto Univ.), Toru Takahashi (Kyoto Univ.), and Hiroshi G. Okuno (Kyoto Univ.)

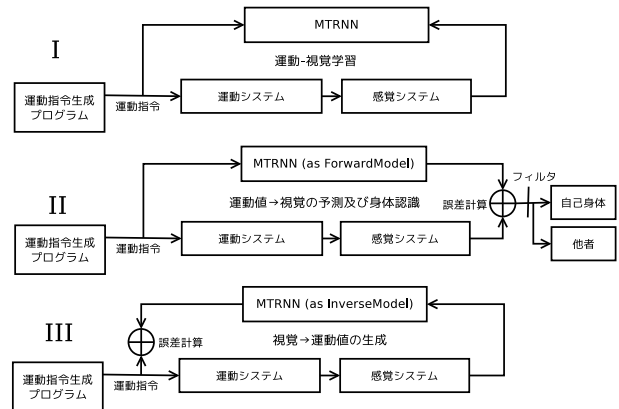


図1: 自己帰属感獲得モデル

2. フォワードモデル・識別：未学習の運動指令値から自他両方の視覚を予測させる。この時自己の腕は運動指令値との関係があるが他者の腕にはそれが無いいため、予測精度が高いものを自己身体と判断する事ができる。
3. インバースモデル：ロボットを動かし運動指令値から視覚を取得し、その視覚から運動指令値を生成する。元の運動指令値との誤差で評価する。

## 3. 実装

### 3.1 神経力学モデル MTRNN

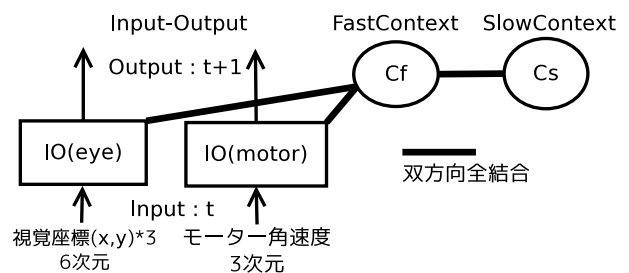


図2: MTRNN

MTRNN は、現在の状態を入力として次状態を出力する予測器として用いられ、複数の非線形時系列情報を学習・汎化できる。汎化能力により未学習のパターンについても予測生成を行なうことが出来る。IO ニューロン群は入出力ニューロンで入力の次元個のニューロンの集合である。Cf, Cs はそれぞれ FastContext, SlowContext ノードの略称で、文脈ノードでありそれぞれ時定数の小さい、大きいニューロンの集合である。学習には BPTT (Back Propagation Through Time) が用いられる。

### 3.2 使用ロボット

実験には川田工業株式会社、ゼネラルロボティクス株式会社の開発した上半身ヒューノイドロボット HIRO を使用した。腕部は肩のピッチ軸、ヨー軸及び肘のピッチ軸の三軸を操作できる。

### 3.3 データ採取

本実験では運動指令値は関節角速度 3 次元、視覚フィードバックは自己及び他者 2 体の手先の各視覚座標 2 次元 = 6 次元とする。以下はデータ採取手順である。

1. ロボットの手先を視野の中心に配置する。
2. 手先をある平面を  $5 \times 5$  のグリッドに区切ったいずれかの場所にランダムに移動させる。
3. もう一度同様にランダムに移動させる。
4. 1~3 を 3 回行い、1 回めは自己身体、2,3 回めは他者身体として関節角速度、視覚座標を記録する。(2,3 回目は他者身体なので関節角速度は記録されない)
5. 1~4 のデータを 100 セット取得する。

視覚座標は手先に貼ったマーカーを OpenCV で座標抽出した。また自己の腕の動きは  $(5^5)^2 = 625$  パターン有るため 100 セットの動きはほぼ全て異なる動きとなる。

## 4. 実験

### 4.1 MTRNN の学習

採取された 100 セットのうち 80 セットを用いて MTRNN を学習させた。時刻  $t$  の運動指令値・自他両方の視覚座標を入力として、時刻  $(t+1)$  の運動指令値・自他両方の視覚座標を出力できるように学習が行なわれる。

### 4.2 順運動・自他の識別

未学習の 20 セットについて、運動指令値のみからの視覚座標値の時系列の予測を行なった(順運動)。次に、二つの視覚座標点について実際の視覚フィードバックとの誤差を求め自己と他者での予測精度の比を求めた。

図 3 に実験の結果得られた、予測生成された視覚の  $x, y$  座標と正解の  $x, y$  座標のグラフの例を示す。横軸は時間で縦軸は  $x$ (上),  $y$ (下) の各値を示している。左から順に自己、他者 1、他者 2 の視覚座標の推移である。点線は教師信号、実線は予測値である。図のとおり自己の手先座

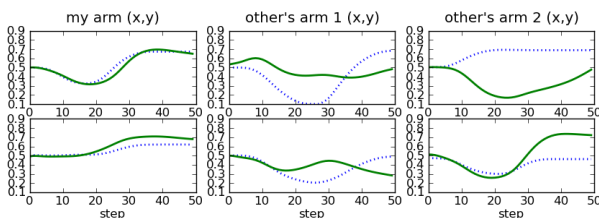


図 3: 自他の視覚座標推移

標の予測精度は高いのに対し、他者の手先座標の予測精度は非常に悪いという結果が出た。各データに対して自他の手先座標の予測精度を比較したところ、20 セットの全てで自己の座標の方が他者の腕の座標に比べ予測精度が高く、予測誤差は以下ようになった。

-	予測誤差	標準偏差
自己	0.003230	0.002956
他者 1	0.098640	0.059576
他者 2	0.108247	0.052625

表 1: 順運動における自己・他者の予測誤差

上表のように自己身体の予測誤差は 0.0030230 と充分小さく、自他の予測精度には 32.03 倍の差があるため予測誤差に適切な閾値を設けることで自他識別が可能である。

### 4.3 視覚座標から運動指令値の生成

未学習の 20 セットについて、上記の自己身体と識別された視覚座標のみから運動指令値を生成した(逆運動)。

図 4 に実験の結果得られた、視覚座標から生成された 3 つのモーターの角速度のグラフの例を示す。横軸は時間で縦軸は角速度の各値を示している。点線は教師信号、実線は予測値である。逆運動の予測誤差は 0.004920 (標

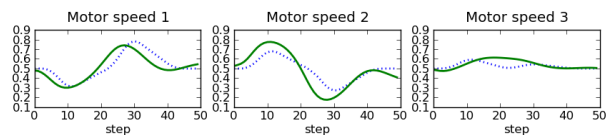


図 4: 運動指令値の推移

準偏差 0.005303) とこれも充分小さく、視覚座標からの運動指令値の生成もできていると言える。

## 5. おわりに

本稿では、提案した身体図式獲得・自他識別モデルによって他者を含む環境での学習により運動指令値と視覚座標の相互の予測生成、すなわち身体図式の獲得が可能であることを示し、またそれによって自己身体の識別も可能であることを示した。さらに身体図式の学習に使用された 80 セットのデータはほとんど重複が無いにも関わらず MTRNN は身体図式を獲得する事が可能で有ることが分かった。これは統計によるマッピング処理で身体図式を獲得させる場合には不可能である。

また神経心理学的に運動のメカニズムを説明したフォワードモデルが運動の自己主体感に深く関わっている事が分かっている [4] が、このフォワードモデルによる自己識別は本モデルとほぼ一致する。この事から本研究はフォワードモデルによる自己身体識別モデルを実証したものとも捉えることができる。

本実験では視覚特徴量に手の位置座標を用いたため自他の区別はついていなくとも複数の物体の分離は出来ている状態であった。今後物体の分離のなされていない視覚特徴量からの自他の識別及び、視覚の動きからの運動指令値の生成を行なう予定である。

## 参考文献

- [1] 福家佐和, 荻野正樹, 浅田稔, “自己受容器を介した視野外の身体像獲得モデルの提案”, ロボティクス・メカトロニクス講演会 '0 予稿集, pp. CDROM(IPI-E1), 2006.
- [2] 鍋島厚太, 國吉康夫, “マルチモーダル感覚の同期性に基づくロボット身体図式延長モデルと実機実現”, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2005 (ROBOMECH2005), pp.2P1-N-043, 2005.
- [3] Y.Yamashita and J.Tani “Emergence of Functional Hierarchy in a Multiple Timescale Neural Network Model: a Humanoid Robot Experiment”, PLoS Comput. Biol., vol.4, no.11, 2008.
- [4] R.C.Miall and D.M.Wolpert “Forward Models for Physiological Motor Control”, Neural Networks, Vol.9, No.8, pp.1265-1279, 1996.