

再帰型神経回路モデルによる 予測可能性を利用した自己・他者の識別

Identification of self and other motion
based on predictability using a neuro-dynamical system

有江浩明*1 野田邦昭*2 菅佑樹*2 谷淳*3 尾形哲也*1*2
Hiroaki Arie Kuniaki Noda Yuki Suga Jun Tani Tetsuya Ogata

早稲田大学 基幹理工学部 表現工学科
Department of Intermedia Art and Science, Waseda University

早稲田大学 基幹理工学研究科 表現工学専攻
Department of Intermedia Art and Science, Waseda University

KAIST

Korea Advanced Institute of Science and Technology

We propose a neural model for identifying the area of own body in a visual scene based on predictability. Cognitive science studies has shown that a internal model can divide sensory input into self-motion derived signals and other-motion derived one by comparing actual sensory-feedback with predicted one. In this study, we use a neural network as a internal model. The network learns to predict not only the mean of the next input state, but also its time-dependent variance. Regarding the model evaluation, we confirmed that our model can discriminate the area of own body by using predicted variance.

1. はじめに

乳児は環境中での行為経験を学習することで、様々な認知的な能力を発達的に獲得してゆく。特に運動学習に着目すると、新生児では体をランダムに動かす運動が多く [Thelen 79]、生後3ヶ月頃になると頻繁に自分の手を見つめるハンドリガード [White 95] と呼ばれる運動を行う。そして6ヶ月頃には周囲の物体に手を伸ばす運動を行うようになる [Berthier 06]。この過程において、乳児は学習対象を自己の身体から外部の環境へと徐々に変化させているように見えるが、自己の身体と外部の環境をどのように区別しているのだろうか。本研究では、自身の感覚運動情報から、自己と外部を区別するメカニズムについて1つの仮説となるモデルを提案する。

2. 方法

2.1 内部モデルと自己主体感

認知科学の分野では運動について考える際に内部モデルが重要であると指摘されている。内部モデルとは、運動指令から体の動きやその結果として得られる感覚情報を予測する順モデルと、逆に感覚情報からそれを生じるであろう運動指令を計算する逆モデルの2つのモデルである。

感覚運動情報から自己と外部の区別を行う際には、順モデルが重要な役割を果たすと考えられる。つまり、実際に得られた感覚情報と、順モデルによって予測された感覚情報を比較することで、その感覚情報が自身の運動によって引き起こされたものなのか、外部で動いているものによって引き起こされたものなのかを区別することができる。この働きによって、行為における自己主体感などが生じると指摘されている [Gallagher 00]。

2.2 提案モデル

本研究で提案するモデルを図1に示す。本研究の設定では、運動指令として右腕の関節角度情報を使用し、視覚情報として視野内の自身の手先位置と身体とは関係なく動いている物体の位置を用いる。

本研究では内部モデルとして、namikawaらによって提案されている神経回路モデルである SCTRNN (Stochastic Contin-

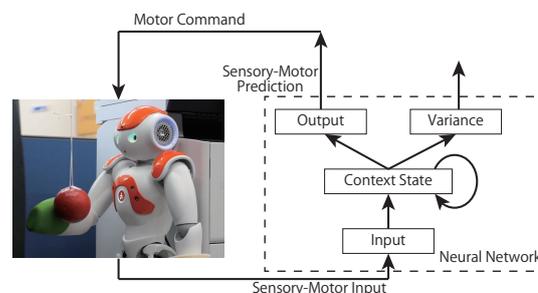


図1: System Overview

uous Time Recurrent Neural Network) [Namikawa 11] を用いる。SCTRNN は感覚運動情報の時系列変化の学習を行うことができ、さらに時系列変化の分散を予測するように拡張されている。従来の RNN は、学習対象の観測値自体を予測していたため、自己の身体とは関係なく運動する予測不可能なパターンが含まれていると、その部分は予測誤差が減らないため、学習が不安定になるという問題があった。一方、このモデルは観測値の「平均と分散」の予測学習を行うため、予測不可能な部分が時系列データに含まれていたとしても、分散によって予測誤差をスケールアップすることができ、予測不可能な部分の影響を緩和することが可能となる。

提案手法では、内部モデルは視覚情報として2つの位置情報を受け取るが、どちらが自己の身体に属するのかわからない状態で学習を行う。ここで、SCTRNN によって予測された分散を、時系列変化の予測可能性であるととらえることで、その時系列変化が自己身体の運動によるものなのか、外部の物体の運動によるものなのかを判別できると考えられる。

3. 実験と結果

3.1 実験設定

実験では小型ヒューマノイドロボット「NAO」を用いて、ランダムな運動を行っている際に、天井につるしたボールに手が

触れるという条件を設定した (図 2)。このときの視覚入力のうち

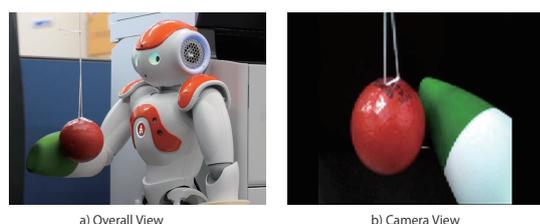


図 2: Experiment Setup

ち、自身の手の領域 (緑) の運動は、運動指令から予測することができるのに対して、ボールの領域 (赤) の運動を完全に予測することは難しい。

実験では 20 秒間のランダム運動を 40 回繰り返し、その際の右腕関節角度とカメラ画像を記録し、SCTRNN の教示データとした。なお、それぞれのデータは同期しており、サンプリングレートは約 10[fps] で記録した。また、SCTRNN のニューロン数は 20 とし、BPTT[Rumelhart 86] により 5,000,000 回の繰り返し計算を行った。

3.2 実験結果

図 4 に 40 試行のデータに関する、学習回数とエラーの変化を示す。この図から、BPTT の繰り返し計算が 1,000,000 の

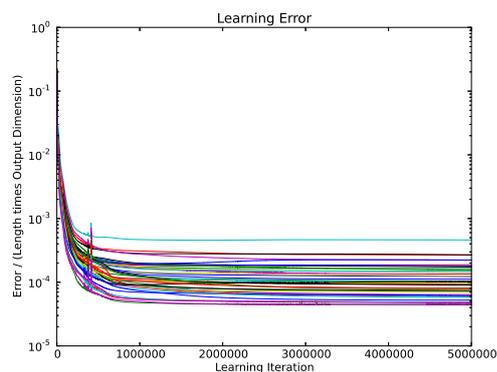


図 3: Learning Error

状態で、学習がほぼ収束していることが分かる。また、天井から吊られているボールは、手で叩かれることでその振る舞いを変えるため予測が難しいが、そのようなデータが含まれていても学習が発散することなく収束していることが分かる。

つぎに 1 つの試行に関して、学習回数に対する手とボールの予測信頼度 (分散) の変化を図 4 に示す。SCTRNN は学習の初期において、手とボールのどちらの情報も予測できていないため、分散の値が大きくなっており、信頼度が低いことが分かる。学習の収束する 1,000,000 回以降では、ボールに対応する赤領域の分散と比較して、手に対応する緑領域の分散が小さくなっており、予測の信頼度が大きいことが分かる。この結果から、予測の信頼度 (分散) を用いることで、視覚情報の変化が自己の運動に起因するものなのか、外部の物体の運動に起因するものなのかを判断できるのではないかと考えられる。

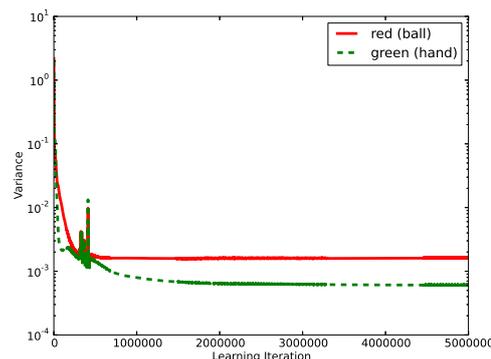


図 4: Variance

4. まとめ

本研究では、SCTRNN によって予測される時系列変化の分散を用いて、自己の運動と外部の運動を判別する方法を提案した。実験結果から、提案する手法によって、自己の運動に起因する感覚情報に対しては分散が小さくなり、外部の運動に起因する感覚情報に対しては分散が大きくなることが示され、この情報を用いることで、自己と外部の判別を行える可能性が示された。

謝辞

本研究は、さきがけ領域研究「情報環境と人」及び科研費新学術領域研究「構成論的発達科学」(24119003) の助成を受けた。

参考文献

- [Thelen 79] Esther Thelen: Rhythmical stereotypies in normal human infants, *Animal Behavior*, Vol. 27, No. 3, pp 699-715, 1979.
- [White 95] Burton L. White: *The New First Three Years of Life*, Touchstone, 1995.
- [Berthier 06] Neil E Berthier, Rachel Keen: Development of reaching in infancy, *Experimental Brain Research*, Vol. 169, No. 4, pp 507-518, 2006.
- [Gallagher 00] Shaun Gallagher: Philosophical conceptions of the self: implications for cognitive science, *Trends in Cognitive Sciences*, Vol. 4, No. 1, pp 14-21, 2000.
- [Namikawa 11] Jun Namikawa, Ryunosuke Nishimoto, Hiroaki Arie, Jun Tani, "Synthetic approach to understanding meta-level cognition of predictability in generating cooperative behavior", *Proceedings of the Third International Conference on Cognitive Neurodynamics*, 2011.
- [Rumelhart 86] David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton, Ronald J. Williams, "Learning internal representations by error propagation", *Parallel distributed processing*, Vol. 1, pp. 318-362, 1986.