

# プロジェクション現象を記述する生成モデルの提案

A generative model describing the process of projection

横山 裕樹 \*<sup>1</sup> 岡田 浩之 \*<sup>2</sup>  
Hiroki Yokoyama Hiroyuki Okada

\*<sup>1</sup>\*<sup>2</sup>玉川大学脳科学研究所  
Tamagawa University Brain Science Institute

To understand the process and mechanism of projection, it is important construct its mathematical model. In this paper, we propose a generative model that covers a wide range of phenomena involved in projection.

## 1. はじめに

我々を取り巻く環境や身体内部で起こった事象は脳神経系における様々な情報処理を受け、なんらかの表象としてまとめ上げられる。しかし一方で、作り上げられた表象は、我々の意識において、世界のどこかに定位されるように感じられる[鈴木 16]。例えば、棒状の物を持ってその先端で地面などに触れたとき、実際には掌の感覚器がその振動を検知しているにも関わらず、我々は棒の先端に何かがあることを、リアリティを伴って瞬時に感じ取ることができる。このように、表象を外の世界に定位させることを「投射（プロジェクション）」と呼び、そのプロセスとメカニズムを探求する新たな研究分野がプロジェクション科学である。

[鈴木 16] は投射を投射、異投射、虚投射の三つに分類しており、それぞれについて様々な例を示している。実験や理論的な考察を通して投射という現象を理解するためには、これらを統一的に記述できる数理モデルの構築が必要である。本稿では、脳の計算機構を記述するために広く用いられている生成モデルを用いて、異投射、虚投射を含む、様々なプロジェクション現象を記述するモデルを提案する。

## 2. 提案モデル

我々の脳は、特にこれが正しいという教師信号を与えられなくとも、感覚系から得られる情報を基に外界の状態をうまく表現する計算機構を自己組織的に獲得することができる。このようなメカニズムを生成モデルによって記述することが古くから試みられてきた。[Rao 99] は大脳皮質初期視覚野にみられる求心性、遠心性の双方向結合の役割を示すために、視覚入力として画像  $z$  が得られたとき、ニューロン応答により表現される外界の推定状態  $\hat{s}$  とシナプス結合により表現される基底画像  $W = (w_1, w_2, \dots)$  から予測画像  $\hat{z} = f(W\hat{s})$  ( $f$  は  $\tanh$  などの非線形関数) を生成しているというモデルを構築した。このモデルは、様々な自然画像について予測誤差を最小化するように  $\hat{s}$  と  $W$  を学習することで、第一次視覚野にみられる受容野形状に類似する特徴表現を自己組織的に獲得した。さらに、入力次元（画像ならば画素数）よりも多くの基底を用意しておき、各入力の表現にはそのうちの少数を用いるという、スパースな表現が視覚野で行われていることが、同様の枠組みによる自然画像の学習によって確認されている[Olshausen 96, Olshausen 97]。

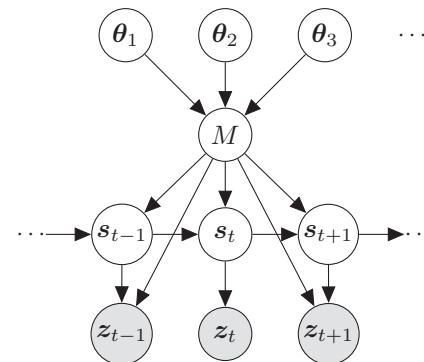


図 1: 提案モデル。

上記は視覚情報の表現の例であるが、より高次の情報表現についても同様に生成モデルで記述することが、その処理過程の理解へ繋がると期待できる。そこで、ここでは、状態遷移を伴う対象（例えば目の前の物体や、自身の身体の一部など）が分節化できたと仮定して、その一つの状態を推定するという問題を定義し、この枠組みでの投射の位置付けを示す。

注意を向けている対象のモデルを  $M$  とする。対象は、一般に（物体であれば三次元的な姿勢など）隠れ状態  $s$  を持つておらず、 $M$  にはそれを推定するための状態遷移則  $P(s_{t+1}|s_t)$  と観測モデル  $P(z_t|s_t)$  が含まれる。後者が実際に得られる感覚入力  $z$  と隠れ状態  $s$  との対応関係を表現する。

通常の隠れマルコフモデルでは、推定する対象は固定されているので、 $M$  を定数とみなし、最尤推定によって推定する。一方、一定の対象に注意を向けている間は  $M$  は一定であるが、何に注意を向いているかは文脈に応じて異なる。そこで、提案モデルではこれを確率変数ととらえ、多数のサブモデル  $\theta_1, \theta_2, \dots$  から少數が選択され、組み合わされて  $M$  が生成されると考える。

外界からは  $z$  のみが直接得られるので、 $s$  から生成された  $z$  の予測を実際の  $z$  に近づけることが目的となる。もし  $\theta_1, \theta_2, \dots$  として既知の物体等のモデルが適切に表現されていれば、短期的にはこれらを用いて  $M$  を構成し、 $s$  および  $z$  を推定することができる。また、長期的には予測誤差がより小さくなるようにサブモデルを更新することになる。予め学習によって獲得された  $i$  から  $s_t$ 、そして  $z_t$  を推定する過程が投射にあたると考えられる。

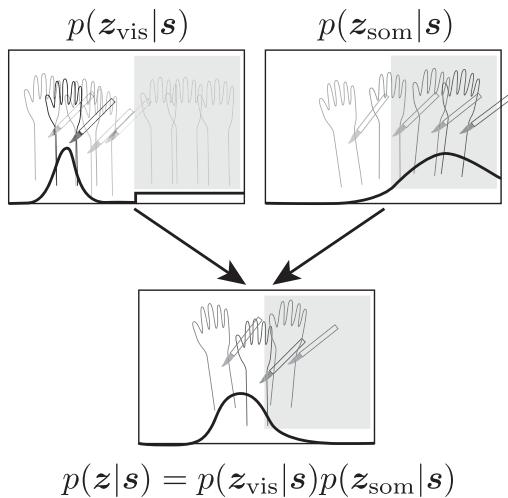


図 2: ラバーハンドイリュージョンにおける腕の状態  $s$  に関するベイズ統合. 左側の中央にラバーハンドが置かれており, 右側の中央に実際の腕がある. 右半分は遮蔽されている.

### 3. ラバーハンドイリュージョン

本節では提案モデルの適用例としてラバーハンドイリュージョン (RHI) を取り上げる. RHI では自身の腕に注意を向けているので, 被験者は自身の腕の状態を推定していると考えられる. 自身の腕についてはすでにモデル化されていると仮定する. すなわち腕, もしくはそのサブモデルが  $\theta_1, \dots$  に表現されており, それらを組み合わせて  $M$  が適切に構成されているとする. 腕は自身の制御や環境とのインタラクションに応じて位置を変えたりするため, その状態  $s$  を常に推定しなければならない. これは観測モデル  $P(s|z)$  に基づいて行われる. RHI の場合, 腕の位置を推定するために重要な情報は視覚情報  $z_{\text{vis}}$  と体性感覚 (皮膚と筋骨格系の感覚)  $z_{\text{som}}$  である. これらの処理過程で重畠されるノイズが独立であるとすると,  $P(z|s) = P(z_{\text{vis}}|s)P(z_{\text{som}}|s)$  と書ける. 視覚情報からは腕の位置に関して正確な情報が得られると考えられるが, ラバーハンドという視覚的に類似するものが存在するため, 情報が不正確となっている. 一方, 体性感覚から得られる情報にはバイアスがかかっていないが, 体性感覚の情報だけでは正確な位置がわからない (図 2). これらを統合すると, 分散の小さい視覚情報が優先されて, 腕の推定位置が左にシフトすることになる. これはベイズ統合と呼ばれている [Wolpert 07, Kording 04].

### 4. おわりに

本稿では, プロジェクション現象を記述する生成モデルを提案した. 今後, 各サブモデルにおける状態の表現や, 階層モデルの上位層となる, サブモデルの統合の方法について, より具体的に検討して行く予定である.

### 参考文献

- [Kording 04] Kording, K. P., Ku, S. P., and Wolpert, D. M.: Bayesian integration in force estimation, *Journal of Neurophysiology*, Vol. 92, No. 5, pp. 3161–3165 (2004)
- [Olshausen 96] Olshausen, B. A. and Field, D. J.: Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images, *Nature*, Vol. 381, No. 6583, pp. 607–609 (1996)
- [Olshausen 97] Olshausen, B. A. and Field, D. J.: Sparse coding with an overcomplete basis set: A strategy employed by V1?, *Vision Research*, Vol. 37, No. 23, pp. 3311–3325 (1997)
- [Rao 99] Rao, R. P. N. and Ballard, D. H.: Predictive coding in the visual cortex: A functional interpretation of some extra-classical receptive-field effects, *Nature Neuroscience*, Vol. 2, No. 1, pp. 79–87 (1999)
- [Wolpert 07] Wolpert, D. M.: Probabilistic models in human sensorimotor control, *Human Movement Science*, Vol. 26, No. 4, pp. 511–524 (2007)
- [鈴木 16] 鈴木宏昭: プロジェクション科学の展望, 2016 年度日本認知科学会第 33 回大会, No. OS03-1 (2016)