

# 大脳皮質の神経回路モデルを用いた 脳の機能の計算機上での再現の構想

一杉 裕志 (産業技術総合研究所 脳神経情報研究部門)  
y-ichisugi@aist.go.jp, <http://staff.aist.go.jp/y-ichisugi/>

## 1 脳の機能を実現する要素技術

「脳にしかできない」と一般に思われている多くの機能は、実は機械学習分野における要素技術としてすでに実現されている。また、それらを実際に脳が行っていると思われる証拠がすでに見つかってきている。

自己組織化マップ (SOM) [1] は、脳の機能の1つである概念獲得を行うことができる、教師なし学習アルゴリズムである。SOMが自己組織化するものと似たコラムと呼ばれる機能単位が、大脳皮質の一次視覚野のみならず他の場所からも見つかっている [2]。

ベイジアンネット [3] は、脳の機能の1つである直感や連想記憶と似た働きをする。ベイジアンネットを使うと、外界の状態の一部に関する曖昧な情報が与えられたとき、過去の経験に基づいて、残りの状態を推定することができる。大脳皮質には領野間に双方向の結合があり [4]、ベイジアンネットと構造がよく似ている。

独立成分分析 (ICA) [5] は、脳と同じように、感覚器の入力信号だけから外の世界が持っている構造を教師なしで構築する働きをする。脳の一次視覚野がICAを行っているらしい証拠が見つかっている [6]。

強化学習 [7] は、脳の機能の1つである、欲求と選好から生じる合目的な行動を再現することができる機械学習アルゴリズムである。大脳基底核が強化学習の機構の一部であることが強く示唆されている [8]。

特徴選択は、脳が処理するような高次元の入力ベクトルに対して、機械学習アルゴリズムの性能を劣化させないために不可欠な技術である。脳の選択的注意という機能は、明らか特徴選択と同じ効果があると思われる。

正則化は、脳が持つような、学習していない事象にも対処可能な能力 (汎化能力) を高めるために、機械学習において一般的に行われる手法である。筆者が [11] で指摘したように、脳が持つ「観測と予測の不一致の検出」という機能が、正則化に関係する可能性がある。

PATON [9] は、脳の思考に似た、シンボル処理とパターン処理を統合した情報処理を行う神経回路モデルの1つである。選択的注意が推論において主要な役割を果たし、神経科学的にも無理のないモデルになっている。

## 2 大脳皮質の BESOM モデル

筆者は、1章で述べたすべての技術を統合可能な世界で初めての神経回路モデルとして、BESOM (Bidirectional SOM) モデルを提案している [10, 11, 12, 13]。

BESOM は、教師なし学習であるSOMとICAを用いて、ベイジアンネットで表現された外界のモデルを自己組織化する [11, 12]。また、近似確率伝播アルゴリズムを用いて外界の状態を推定する [11]。アルゴリズムを実行する神経回路 (図1) は、大脳皮質の主要な解剖学特徴である6層構造、コラム構造、領野間の双方向結合構造と、多くの点でよく一致する [11]。

BESOM は、大脳皮質の視覚野のモデルであるネオコグニトロンおよびその後継の Selective Attention Model [14] の基本構造を踏襲しているが、学習・認識の計算式を、ベイジアンネットを理論的根拠としたものに置き換えている。

BESOM は強化学習と組み合わせることができる [10]。これにより、運動野周辺の領野の定性的な役割と領野間の接続構造をうまく説明する模式的モデルが表現できる。また、前頭前野による行動計画に必要な、状態遷移予測を行う神経回路の模式的モデルも表現できる。BESOM モデルにおける強化学習の機構は、銅谷のモデル [15] に大脳皮質の役割を加えたもので、大脳皮質 - 大脳基底核ループと呼ばれる解剖学的構造 [16] に関する神経科学的知見と整合性がある。

筆者は現在、BESOM モデルの計算機シミュレーションを目指し、モデル設計の詳細化を行っている。モデルの計算論的妥当性および神経科学的妥当性の高さから、脳の機能の計算機上での再現に大きく近づいていると考えている。

## 3 脳の他の組織の役割

BESOM モデルが説明する大脳皮質と大脳基底核の情報処理原理をもとにして、脳の他の組織の役割もある程度推測することができる。以下に、現時点での筆者による推測を述べる。

小脳と海馬は損傷しても知能そのものには大きな影響がないことから、大脳皮質を主に機能面ではなく性能

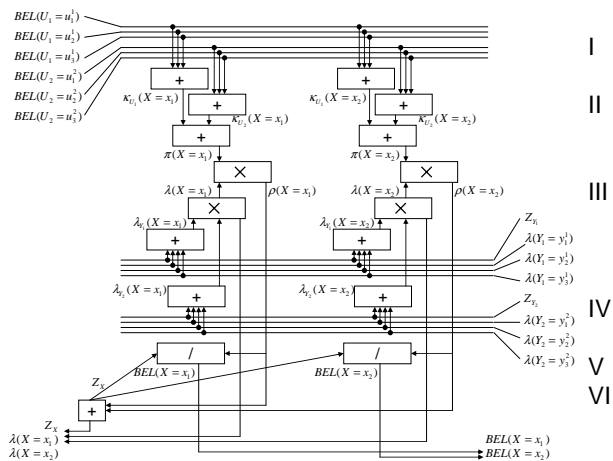


図 1: 近似確率伝播アルゴリズムを実行する神経回路 (詳細は [11])。IV 層、II・III 層、V 層の順に情報処理が進むなど、大脳皮質の 6 層構造の特徴との非常によい対応が見られる。この図は 2 つのコラムが行う計算を示している。II 層・IV 層への入力は可変シナプスであり、入力パターンを競合学習する。このようなコラムが 100 個ほど集まって 1 つのハイパーコラムになり、10,000 個ほどのハイパーコラムが 1 つの領野を構成し、100 個ほどの領野から大脳皮質全体が構成されると筆者は考えている。

面で補完する役割を持つものと考えている。小脳の学習機構は教師信号を必要とするが、その代わりに大脳皮質に比べて高次元関数の近似能力が高いのではないかと予想している。海馬の学習機構は大脳皮質のような情報圧縮・自己組織化の機能を持たず、その代わりに情報を瞬時に記憶するという大脳皮質にはない機能を持つのだと思われる。

視床は、他の組織から大脳皮質への情報を中継する際に、情報の符号化の変換を行っていると考えている。感覚神経、大脳基底核、小脳は神経細胞の発火頻度の大きさが値としての意味を持つが、BESOM モデルでは大脳皮質の発火頻度は値ではなく「値の確率分布」を表現している。したがって、大脳皮質への入力時に表現の変換が必要となるが、視床が最も適した場所にある。

扁桃体は、逃避行動を初めとする生得的に作りつけられた行動と、大脳皮質が経験的に獲得する知覚との間の連合学習を行うと考えられる。

## 4 計算量から見た実用化の可能性

多くの計算機科学者が脳の情報処理原理に興味を持たない理由のひとつに、「脳の機能の実用化には膨大な計算量が必要であり、現在の技術レベルでは時期尚早である」という考え方がある。はたしてそうなのだろうか。

脳の計算量はしばしば悲観的に見積られるが、BESOM モデルが正しいと仮定すると、以下に示すようにそれは意外にも小さい。BESOM モデルにおいては、rate coding に基づく確率伝播アルゴリズムの計算量が支配的である。そしてその大半は II 層・IV 層細胞の内積計算である。ヒトの大脳皮質における神経細胞の数が 100 億、そのうち II 層・IV 層細胞の比率は 10%、細胞あたりのシナプス数が 1 万、近似確率伝播アルゴリズム

の実行頻度は毎秒 10 ステップ、1 ステップ 1 シナプスあたりの演算数を 10 回、信号のスパース性が 10% でそれを利用した素朴な最適化が可能であると仮定すると、大脳皮質の実時間シミュレーションに必要な計算速度はこれらの数字の積により 100TFLOPS と見積られる。これは 2007 年時点でのトップクラスのスパコンと同程度である。

10 ~ 20 年後では、さらなる半導体集積度の向上、アルゴリズム最適化、機能特化等により 100 万円のワンボード計算機で人間に近い知能が実現できても不思議はない。これを搭載したロボットは人間を代替する労働力としての大きな市場が見込める。また、人工的に再現された脳の振る舞いを観察すれば脳の理解が深まり、脳の病気の治療等に大きく役立つ可能性がある。今こそ実用化を視野に入れた脳の情報処理の本格的な研究に取り組み始めるべき時期であると筆者は考える。

## 参考文献

- [1] T. コホネン, 自己組織化マップ (改訂版), シュプリンガー・フェアラーク東京, 2005.
- [2] Wang G, Tanaka K and Tanifuji M, Optical imaging of functional organization in the monkey inferotemporal cortex, SCIENCE 272 (5268): 1665-1668 JUN 14 1996.
- [3] J. Pearl, Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference, Morgan Kaufmann, 1988.
- [4] D. J. Felleman et al., Distributed Hierarchical Processing in the Primate Cerebral Cortex, Cerebral Cortex 1991 1: 1-47.
- [5] A. ビバリネン, E. オヤ and J. カルネン, 詳解 独立成分分析, 東京電機大学出版局, 2005.
- [6] Olshausen BA, Field DJ, Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images, NATURE 381 (6583): 607-609 JUN 13 1996.
- [7] Richard S.Sutton and Andrew G.Barto, 強化学習, 森北出版, 2000.
- [8] Schultz W, Dayan P, Montague PR, A neural substrate of prediction and reward, Science 275(5306):1593-1599, Mar 1997.
- [9] T. Omori et al., Emergence of symbolic behavior from brain like memory with dynamic attention, Neural Networks 12 (7-8): 1157-1172 Oct-Nov 1999.
- [10] 一杉裕志, SOM のネットワークによる前頭葉の計算論的モデルの構想, 日本神経回路学会 第 16 回全国大会, Sep 2006.
- [11] 一杉裕志, 確率伝播法と条件付確率表の自己組織化を行う大脳皮質モデル, ニューロコンピューティング研究会, Oct 2006.
- [12] 一杉裕志, 階層的な生成モデルの自己組織化を目的とする神経回路による独立成分分析の一手法ニューロコンピューティング研究会, Mar 200.
- [13] Yuuji ICHISUGI, The cerebral cortex model that self-organizes conditional probability tables and executes belief propagation, In Proc. of International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) 2007 (to appear).
- [14] K. Fukushima, Neural network model for selective attention in visual-pattern recognition and associative recall, APPLIED OPTICS 26 (23): 4985-4992 Dec 1 1987.
- [15] K. Doya, Complementary roles of basal ganglia and cerebellum in learning and motor control, Current Opinion in Neurobiology 10 (6): 732-739 Dec 2000.
- [16] G. E. Alexander et al., PARALLEL ORGANIZATION OF FUNCTIONALLY SEGREGATED CIRCUITS LINKING BASAL GANGLIA AND CORTEX, Annual Review of Neuroscience 9: 357-381 1986.