

# 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

## A model of frontal areas represented by SOM network

一杉 裕志 (P)<sup>†</sup>

Yuuji ICHISUGI(P)

<sup>†</sup> 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/>

**Abstract**—A computational model of frontal areas represented by SOM network is outlined.

**Keywords**— prefrontal cortex, SOM, reinforcement learning, Bayesian network

### 1 はじめに

大脳皮質の各領域を単純化して自己組織化マップ(SOM)と考え、複数のSOMをネットワーク状に結合して表現した前頭葉の計算論的モデルの構想について述べる。

### 2 SOMのネットワークの動作

ネットワークにおいて2つのSOMが親子関係にあるとする。親ノードのユニット $x_i$ と子ノードのユニット $y_j$ が結合度 $w_{ij}$ で結ばれているとき、時刻 $t$ におけるユニットの出力を $x_i^t, y_j^t$ とすると、子ノードから $x_i$ へのボトムアップ信号として $\sum_j w_{ij}y_j^t$ 、親ノードから $y_j$ へのトップダウン信号として $\sum_i w_{ij}x_i^t$ が送られる。トップダウン信号は、過去の経験および文脈に基づく予測を表す。時刻 $t+1$ における各ユニットの出力は、周辺ノードからのトップダウン・ボトムアップ信号を総合して決まる。これを繰り返すことで、ユニットの出力を刻々と変化させる。この動作はベイジアンネットにおけるベイズ推定の効率的アルゴリズムであるloopy belief propagationの粗い近似であると解釈できる。結合度の学習は別途、ボトムアップ信号のみを用いて普通のSOMと同様に行う。

この動作は、画像認識装置ネオコグニトロンにトップダウン信号を追加したSAM[1]とも似ている。SAMによって選択的注意やノイズに強い認識など人間の視覚の特徴が再現されることが示されており、大脳皮質の1つの妥当なモデルであると考えられる。

### 3 SOMのネットワークによる連想記憶

SOMのネットワークは、連想記憶の機能を持っている。例えば図1のようにノードRが2つの子ノードA、Bの出力の関係を学習済みであるとする。Bへの入力を遮断すればRのユニット出力はAの出力のみから決定し、Bのユニット出力はRからのトップダウン信号のみで決定する。つまりノードAが表現するパターンから連想された記憶がノードB上に想起される。

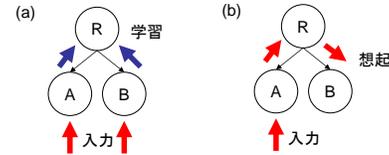


図 1: (a) 2つの入力の組の学習と、(b) 想起

SOMネットワークの各ノードへの入力を適切なタイミングで遮断するよう制御すれば、PATON [2] モデルが示したような記号処理とパターン処理の両方の特徴を兼ね備えた、人間に似た推論が実現可能である。脳における入力制御の機構については本論文では議論しないが、前部帯状回と視床が関与していると考えている。

### 4 大脳皮質 - 基底核ループによる強化学習

脳における強化学習のモデルとして、線条体が状態の価値と行動の価値を学習するというモデル [3] 等が提案されているが、本論文では、少し異なるモデルとして、皮質の運動野のSOMが過去に行った運動の状態行動対(s,a)を学習し、運動野から線条体のニューロンに接続するシナプスがQ値を学習するというモデルを提案する。(運動野以外の領域から線条体に投射がある [4] が、それは運動野が損傷した場合に備える何らかの代替機構であると考えられる。) 運動野への入力 a を遮断すれば、各ニューロンの発火率は近似的にベイズ推定された各状態 s の事後確率に比例する。それにQ値を掛けた線条体の出力は将来の累積報酬の期待値を表すので、最大値を選択することで合理的な意思決定ができる。

眼窩部(OFC)、背外側部(DLPFC)、運動前野(PM)、一次運動野(MI)は並列した皮質 - 基底核ループを構成し、それぞれ動機、行動計画、運動、筋駆動に関与すると言われているが、これは強化学習における次元の呪いの回避手段の1つである階層的強化学習を行っていると言われている。線条体と中脳の間に見られるスパイラル構造 [5] も、並列ループの階層的関係を強く示唆している。

### 5 運動前野による運動の自動化

補足運動野(SMA)は記憶に基づく運動、PMは熟練した自動化された運動に関与すると言われているが、これは図2のようにモデル化できる。運動学習の初期に

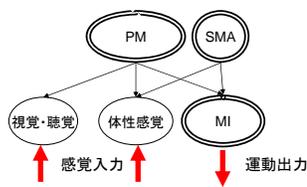


図 2: 運動前野による運動の自動化 (2重丸は大脳皮質 - 基底核ループを構成するノードを表す)

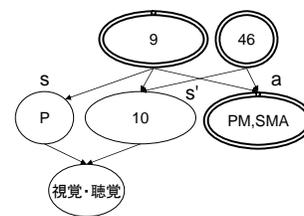


図 3: 状態変化予測機構

は、SMA が DLPFC からの命令に従って運動を行うが、その際の MI の動きと感覚入力との関係を PM の SOM が横で学習する。運動に十分習熟すれば、DLPFC から具体的な運動系列の命令がなくても、PM が感覚入力を元に自動的に MI に命令を出せるようになる。

高次元の行動空間の中から試行錯誤だけで解を発見することは現実的に不可能だが、このモデルでは DLPFC が模倣などで発見した行動の近似解を PM が強化学習で最適化するだけであり、十分現実的である。

このモデルは、実際の運動野の解剖学的構造 [6] とよく一致している。また、DLPFC ループが視覚座標、運動ループが運動座標に基づいて学習することを示すとする多くの実験事実 [7] も再現できると考えている。

### 6 前頭前野背外側部による状態変化予測

脳は明らかに外界の状態変化をシミュレーションする能力を持っている。つまり、ある状態  $s$  において行動  $a$  をとれば状態  $s'$  に変化するというを予測できる。10野が見えない状態の推定、9/46野が状態変化の予測に関与するとの推測 [8] を踏まえ、状態変化予測機構のモデルの1つの可能性を図3に示す。

このモデルは、10野が状態  $s$  を表現し、それに基づいて46野が行動選択をして  $a$  を出力すると仮定している。さらに、10野と並行して  $s$  を表現する領野 (仮に  $P$  とする) が存在し、状態が  $s'$  に変化した後も何らかの機構により  $P$  が  $s$  を表現する発火パターンを保持できると仮定すると、 $(s, s', a)$  の3つを同時に9野のSOMに入力し学習することができる。この学習結果を用いれば、状態変化予測 ( $s$  と  $a$  から  $s'$  を想起) だけでなく、 $s$  と  $s'$  から  $a$  を想起するなど行動計画や思考に必要な様々な推論が可能になる。

### 7 前頭前野眼窩部によるソマティック・マーカー

11/12野は状況を常に監視し、個人的・社会的な観点から好ましくない場合に身体に警告を発するとする、ソマティック・マーカー仮説がある [9]。これは、11/12野が、扁桃体からの情動の信号と現在の状態の関係を学習するモデルで説明可能である。

### 8 まとめ

以上をまとめたモデルを図4に示す。このモデルは前頭葉の主要な領野をすべて含んでおり、これを骨組みと

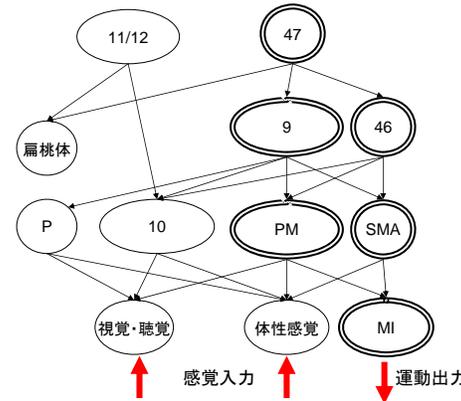


図 4: 前頭葉を中心とした大脳全体のモデル

して前頭葉の主要な機能をすべて説明するモデルが構築可能であると考えている。海馬と小脳は大脳皮質とは異なる学習機構を持ち、主に学習速度や関数近似能力などの性能面で大脳皮質を補完するものと予想する。

本論文で述べたSOMのネットワークの基本機能に加え、SOMへの実質的な入力次元を減らす各種の選択的注意の機構、時系列学習を可能にするリカレントな入力機構、ノードへの入力どうしを独立にする前処理の機構、領野内の複数のSOMによるアンサンブル学習の機構なども存在すると考えている。

今後は、より多くの文献を調査しモデルを改良・精緻化するとともに、前頭葉の機能を計算機上で再現させることを目指す。

### 参考文献

- [1] K. Fukushima, APPLIED OPTICS 26 (23): 4985-4992 Dec 1 1987.
- [2] T. Omori et al., Neural Networks 12 (7-8): 1157-1172 Oct-Nov 1999.
- [3] K. Doya, Current Opinion in Neurobiology 10 (6): 732-739 Dec 2000.
- [4] G. E. Alexander et al., Annual Review of Neuroscience 9: 357-381 1986.
- [5] S. N. Haber, Journal of CHEMICAL NEUROANATOMY 26 (4): 317-330 Dec 2003.
- [6] D. J. Felleman et al., Cerebral Cortex 1991 1: 1-47.
- [7] H. Nakahara et al., Journal of Cognitive Neuroscience 13 (5): 626-647 Jul 1 2001.
- [8] S. Ishii et al., Neural Networks 15 (4-6): 665-687 Jun-Jul 2002.
- [9] アントニオ R. ダマシオ, 生存する脳, 2000.