

機関番号：12608

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2009～2010

課題番号：21700250

研究課題名（和文）情報量最大化原理に基づく皮質回路の理解とモデル構築

研究課題名（英文）Model of cortical circuits based on Infomax principle

研究代表者

田中 琢真 (TANAKA TAKUMA)

東京工業大学・大学院総合理工学研究科・助教

研究者番号：40526224

研究成果の概要（和文）：

大脳皮質の神経回路を、「神経回路は情報を効率的に保持・伝達できるようになっている」という仮説（情報量最大化原理）に基づいてモデル化した。細胞の発火率、発火の信頼性などのパラメータを変えて、繰り返し発火系列の出現、神経雪崩現象の出現を再現した。しかしこのモデルは学習則に生物学的に無理があったので、より無理のないモデルを、情報量最大化原理と密接に関連するスパースコーディング仮説に基づいて構築した。このモデルで一次視覚野の単純型細胞と複雑型細胞の選択性を再現した。

研究成果の概要（英文）：

We proposed a neuronal network model on the basis of the hypothesis that neuronal networks are optimized for information retention and transmission (infomax principle). Our model succeeded in reproducing the occurrences of repeated firing sequences and neuronal avalanches, which are observed in experiments. In addition, we proposed a local learning rule based on sparse coding, and reproduced the selectivity of simple and complex cells in V1.

交付決定額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2009 年度	1,800,000	540,000	2,340,000
2010 年度	1,400,000	420,000	1,820,000
年度			
年度			
年度			
総計	3,200,000	960,000	4,160,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学 ・ 感性情報学・ソフトコンピューティング

キーワード：情報量最大化原理，大脳皮質，神経回路網，視覚情報処理

1. 研究開始当初の背景

我々の脳内にある神経回路網は情報の保持・伝達効率が大きくなるようにできている、という仮説が古くから提唱されてきた。脳は生物が情報を処理するために進化の過程で獲得してきた装置なので、外界の情報をとりこみ、よく保持して処理できるように進化しているはずである。逆に言えば、神経回路モ

デルの情報保持・伝達効率を最適化すれば、その回路モデルによって脳の性質を再現できる可能性が高い。このような考え方を情報量最大化原理(Infomax principle)と呼ぶ。情報量最大化原理に基づいて考えるならば、神経回路の「学習」とは情報保持・伝達効率が高くなるように神経細胞間の結合強度を変化させることである。

情報量最大化原理に基づく先行研究の代表例として Bell and Sejnowski (1998)がある。彼らは、フィードフォワードネットワークの中で入力から出力への情報伝達効率を最大化するように結合を設定するための学習則を導いた。入力として自然画像を与えて学習を行うと、出力細胞は画像の中の線分を選択性を示すようになった。これは一次視覚野の単純型細胞の選択性に類似している。つまり、彼らは情報量最大化原理に基づいて単純型細胞が線分に対する選択性を持つ理由を説明することに成功した。

Bell and Sejnowski (1998)が導いたのはフィードフォワードネットワークの伝達する情報量を最大化する学習則である。しかし、大脳皮質内には非常に多数のリカレント結合が存在することが知られている。そこで、我々はリカレントネットワークが保持する情報量を最大化する学習則を導いた(Tanaka *et al.*, 2009)。リカレント神経回路モデルをこの学習則によって学習させると、以下のような実験事実を再現できた。

- 繰り返し発火パターンの出現 Ikegaya *et al.* (2004)は大脳皮質のスライスで多数の神経細胞の発火活動を記録すると、同一の発火パターン・シーケンスが繰り返し出現することを示した。我々のモデルでも、学習後の神経回路モデルでは同一の発火パターン・シーケンスが繰り返し出現し、その頻度は統計的に有意であった。
- 神経雪崩現象 Beggs and Plenz (2003)は、皮質スライスで生ずる同期発火の規模の分布が冪則に従うことを報告した。我々も、構築したモデルにおいて神経細胞の信頼性が低い場合には、一連の発火活動の規模の分布が冪則に従うことを確認した。冪則も実験結果と一致した。
- 単純型細胞の選択性 我々のモデルに自然画像を入力として与えると、モデルの中の神経細胞は単純型細胞に類似した線分に対する選択性を獲得した。

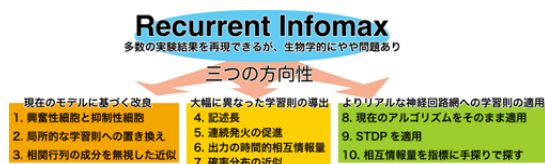


図 1 情報量最大化原理に基づくモデルは多数の実験事実を説明できるので、様々な応用が可能である。

2. 研究の目的

以上のように Tanaka *et al.* (2009)のモデルは多くの現象を情報量最大化原理という

単純な仮定のみから説明できたが、このモデルには以下のような問題点があった。

- 学習則が複雑である 導いた学習則の形は非常に複雑で、細胞 i から細胞 j への結合の強さを更新するためには、ほかのすべての細胞の発火状態を知ることが必要であった。実際の神経細胞の場合、細胞 i から細胞 j へのシナプスの可塑的变化はこの二つの細胞の発火活動(の相互関係)のみによって生ずるはずなので、これは大きな問題である。
- 複雑型細胞の選択性を説明できない 単純型細胞の選択性を説明することはできたが、複雑型細胞の選択性は出現しなかった。
- 神経細胞モデルが単純すぎる このモデルは神経細胞として 0 (非発火) か 1 (発火) の二つの状態のみをとり、発火確率が入力にシグモイド関数をかけたもので決定されるモデルを使った。しかし実際の神経細胞はこれよりもかなり複雑なダイナミクスを持っていることが知られている。

そこで、これらの問題点を解決することを本研究では目的とした。

3. 研究の方法

上の問題を解決するために新たなモデルを構築した。すなわち、局所的な学習則を持ち、複雑型細胞の選択性を説明できるモデルを作った。このようなモデルを情報量最大化原理に基づいて構築するのは困難だと考えた。なぜなら、学習則を導く情報量をはかるために使われるエントロピーや相互情報量はすべての細胞の長時間(理論上は無限に長い時間)にわたる発火状態を利用しなければ算出できないからである。エントロピーや相互情報量を使う学習則は、長時間にわたるすべての細胞の発火状態を使う必要があるため、時間的にも空間的にも局所的でなくなってしまう可能性が高い。そこで、情報量最大化原理とは違う原理を採用する必要があると考えた。しかし情報量最大化原理によって非常に多数の実験事実を説明できることを考えると、情報量最大化原理に類似した原理である方が好ましい。そこで、情報量最大化原理と関連が深いとされるスパースコーディングを学習の原理として採用することにした。

スパースコーディング仮説とは、「神経細胞の発火率は低く抑えられている」という仮説である。神経細胞が発火するためにはエネルギーが必要なので、生物が生存するためには無駄に神経細胞を発火させすぎないようにするのが有利だろう。この仮説に基づいて構築されたモデルでは、一時視覚野の単純型細胞の選択性を再現できることが知られて

いる (Olshausen and Field, 1997). また, 特にフィードフォワードネットワークの場合は, 情報量最大化原理とスパースコーディングとからほぼ同一の形の学習則が導かれることが知られている.

モデルを構築するために, まずスパースさを測るための評価関数を定義した. 「スパース」という言葉には, 「一個の細胞の長時間平均発火率が低い」と「ある瞬間の細胞集団全体の発火細胞数が少ない」の二通りの意味がある. また, 神経細胞の発火は信頼性が高くなければならない. そこでこの三つを取り込んで評価関数を構築し, モデル化した. 導かれた学習則を変形すると学習則は空間的にも時間的にもほぼ局所的になり, 生物学的に見ても無理の少ないモデルになった. このモデルに外部から自然画像の入力を与えて学習させ, 単純型細胞や複雑型細胞の選択性が出現するかどうかを調べた.

4. 研究成果

16 ピクセル×16 ピクセルの自然画像を入力とし, 256 個の出力細胞の発火活動がスパースになる学習則を適用し, 学習後の細胞の選択性を調べた. 選択性を表示するためには, 実験でよく使用される reverse correlation 法を用いた (下図).

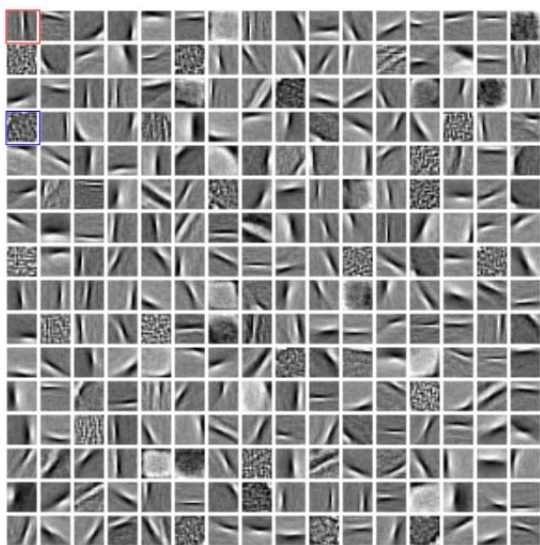


図 2 学習後の細胞の選択性. 256 個の出力細胞の選択性を reverse correlation 法によって表示. 左上の細胞 (赤枠) は垂直な線分に応答, その右の細胞は水平な線分に応答していることがわかる. 一部選択性を獲得できていない細胞もある (青枠).

図から明らかなとおり, 出力細胞は線分に対する選択性を獲得した. これは一次視覚野の単純型細胞の選択性に類似している. 学習に使うパラメタによって出力細胞の選択性

の詳細は変化したが, いずれのパラメタでも線分に対する選択性を獲得するという点に違いはなかった. すなわち, 本モデルは一次視覚野の単純型細胞の受容野の性質を再現することに成功した.

続いて, この単純型細胞様の選択性を示すようになった出力細胞を入力として用いて, 二段目の出力細胞の発火活動が疎になるように学習させた. 以下の模式図のように二段構成の回路を構築し, 一段目の出力細胞が単純型細胞的な選択性を持つときに二段目の出力細胞がどのような選択性を持つようになるかを調べた.

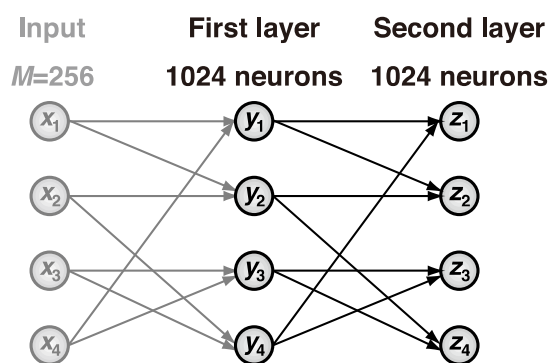


図 3 複雑型細胞の選択性を再現するために使った回路の模式図. 入力として自然画像が与えられる (input). 一段目の出力細胞 (First layer) は前図のような単純型細胞に類似した選択性を持っている. 二段目の出力細胞 (Second layer) の発火ができるだけスパースになるように学習を進める. 入力は 16 ピクセル×16 ピクセルで, 出力細胞は 1024 個用意する.

学習の結果, 二段目の出力細胞が複数の一段目の出力細胞から入力を受ける回路が形成された. 二段目の出力細胞は方位選択性の類似した一段目の細胞から入力を受けることがわかった. これは複雑型細胞が方位選択性の近い複数の単純型細胞から入力を受けているという現在一般的に受け入れられている説明に整合的である.

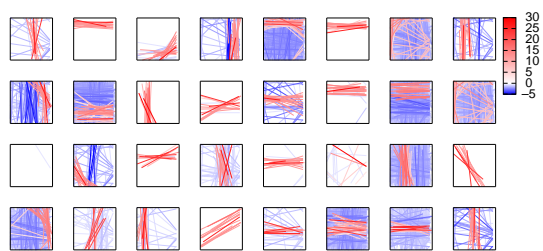


図 4 二段目の出力細胞への結合強度. それぞれの正方形が二段目の出力細胞に対応す

る。一段目の出力細胞の選択性を線分で表し、結合強度が色で示されている。赤が興奮性結合、青が抑制性結合。たとえば左上の細胞は視野中央に垂直な線分があると興奮性入力を受け、その右の細胞は視野上半部に水平な線分があると興奮性入力を受ける。多くの細胞で傾きの近い線分が並んでいるため、方位選択性の近い一段目の細胞から二段目の細胞は入力を受けていることがわかる。

さらに縞模様を入力として与えると、二段目の出力細胞は一段目の出力細胞よりも縞模様を平行にずらしても応答が変化しにくいことがわかった。これも実験的に確かめられている複雑型細胞の性質に類似する。したがって、このモデルは複雑型細胞の選択性の説明も可能だといえる。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計4件)

- ① Takuma Tanaka and Toshio Aoyagi, “Multistable attractors in a network of phase oscillators with three-body interaction”. *Physical Review Letters* 106, 224101 (2011). 査読あり
- ② 堀卓也, 田中琢真, 青柳富誌生, “リカレント情報量最大化：素子の特性にばらつきのある場合”, 電子情報通信学会技術研究報告 109(1), 19-24 (2009). 査読なし
- ③ Takuma Tanaka, Takaaki Aoki, and Toshio Aoyagi, “Dynamics in Co-evolving Networks of Active Elements”. *FORMA* 24(1), 17-22 (2009). 査読あり
- ④ Takuma Tanaka, Takeshi Kaneko, and Toshio Aoyagi, “Recurrent infomax generates cell assemblies, neuronal avalanches, and simple cell-like selectivity”, *Neural Computation* 21(4), 1038-1067 (2009). 査読あり

[学会発表] (計8件)

- ① 田中琢真, 青柳富誌生, “三体間相互作用を持つ大域結合位相振動子系”, 日本物理学会 2010 年秋期大会, 2010 年 9 月 23 日, 堺.
- ② Takuma Tanaka, “Infomax in recurrent networks: repeated firing sequences and critical behavior”, Workshop on spatio-temporal neuronal computation, Sep 6, 2010, Kyoto.
- ③ 田中琢真, 青柳富誌生, 金子武嗣, “Simple and complex cell-like

selectivity is reproduced by sparse coding model (疎表現モデルによる一次視覚野単純型細胞・複雑型細胞の選択性の再現)”, 第 33 回日本神経科学大会, 2010 年 9 月 4 日, 神戸.

- ④ 田中琢真, 金子武嗣, 青柳富誌生, “発火が疎なモデルによる一次視覚野細胞の選択性の再現”, 日本物理学会 2010 年年次大会, 2010 年 3 月 20 日, 岡山.
- ⑤ 田中琢真, 青柳富誌生, 金子武嗣, “Higher-order structures in natural scenes (自然画像の高次構造)”, 第 32 回日本神経科学大会, 2009 年 9 月 16 日, 名古屋.
- ⑥ 田中琢真, 金子武嗣, 青柳富誌生, “発火が入力の出現確率を表現する神経回路モデル”, 日本物理学会 2009 年秋季大会, 2009 年 9 月 27 日, 熊本.
- ⑦ 堀卓也, 田中琢真, 青柳富誌生, “リカレント情報量最大化～素子の特性にばらつきのある場合～”, ニューロコンピューティング研究会 (共催: 非線形問題研究会), 2009 年 7 月 13 日, 奈良.

6. 研究組織

(1) 研究代表者

田中 琢真 (TANAKA TAKUMA)

東京工業大学・大学院総合理工学研究科・助教

研究者番号: 40526224