

リカレント情報量最大化原理は発火連鎖・神経雪崩・刺激選択性を説明する

Recurrent Infomax reproduces firing sequences, neuronal avalanches, and stimulus selectivity

田中 琢真 (PY)[†], 金子 武嗣[†], 青柳 富誌生[‡]

Takuma Tanaka(PY), Takeshi Kaneko, and Toshio Aoyagi

[†] 京都大学医学研究科

[‡] 京都大学情報学研究科

ttakuma@mbs.med.kyoto-u.ac.jp

Abstract— We derived an algorithm to maximize mutual information of two successive states in a recurrent network. Networks without input optimized by using this algorithm reproduced cell assembly-like and synfire chain-like spontaneous activity. Optimizing networks into which image patches from a natural scene were fed in resulted in the appearance of simple cell-like selectivity.

Keywords— Information theory, Recurrent network, Cell assembly, Synfire chain, Stimulus selectivity.

1 情報量最大化 (Infomax) 原理

中枢神経系は生物の環境に対する適応性を高めるために進化した。したがって、中枢神経系における情報保持・伝達効率は最適化されていることが予想される。この最適性を原理 (情報量最大化 (Infomax) 原理) として神経細胞の挙動を理解しようとする試みがある [1]。この原理によれば、神経回路網のフィードフォワードネットワークの結合荷重は入出力間の相互情報量 $I(X; Y)$ を最大化するように決定されていることになる。一例としては、フィードフォワードネットワークに自然画像入力を与え、入出力間の相互情報量を最大化するように結合荷重を設定すると、出力は Gabor 関数のような線分に対する選択性を示すようになることが示されている [2]。これは一次視覚野の単純型細胞の選択性に類似しており、単純型細胞は視覚入力の情報をできるだけよく保存するように最適化されていることが結論される。

先行研究では Infomax 原理の適用はフィードフォワードネットワークに限られてきたが、新皮質の内部には多数のリカレント結合があるため、リカレントネットワークに適用を広げる必要がある。本研究では「生物の環境に対する適応性を高めるために新皮質の情報保持能力は最適化されている」(図 A) という仮説を立て、リカレントネットワーク内部の情報保持能力を最適化 (リカレント情報量最大化) したときに生ずる現象をこれまで報告されている新皮質についての実験結果と比較した。

2 モデル

離散時間ステップ t で確率的に $x_i(t) = 1$ (発火) あるいは 0 (非発火) の二状態をとる神経細胞モデルを採用した。ステップ $t + 1$ における細胞 i の発火確率は

$$p_i(t + 1) = \frac{p_{\max}}{1 + \exp\left(-\sum_j W_{ij}(x_j(t) - \bar{p}_j) + h_i(t)\right)}$$

で与えられる (W_{ij} は結合荷重、 $h_i(t)$ は閾値、 p_{\max} は発火の信頼性)。細胞 i の平均発火率は \bar{p}_i に固定した。相次ぐ二つのステップの発火状態の間の相互情報量を $I(X; \hat{X})$ として、

$$W_{ij} \leftarrow W_{ij} + \eta \frac{\partial I(X; \hat{X})}{\partial W_{ij}} \quad (1)$$

のように W_{ij} を更新すれば情報保持能力の最適化ができることになる。相互情報量 $I(X; \hat{X})$ および式 1 を近似的に評価し、リカレントネットワーク内部の情報保持能力を最大化する学習方程式を導いた。

3 結果

3.1 学習で生ずる自発発火パターン

発火の信頼性を高く ($p_{\max} = 0.95$) 設定し、外部入力を与えず系が自発的に発火している状態で学習を進める。学習前の 250 ステップのラスタプロット (図 C) には繰り返しパターンがみられないが、学習後 (図 D) には頻繁な繰り返しパターンの出現がある (繰り返しパターンを線で結んだ)。さらに複数の繰り返しパターンによって構成される繰り返しシーケンスも存在する。これは Hebb によって提唱された細胞集成体 (cell assembly) や近年実験的に報告のある新皮質の繰り返し発火パターンに対応するものだと考えられるため、実験的に観察される繰り返し発火パターンは情報保持効率を高めるために生ずるものであることが示唆される。

発火の信頼性を低く ($p_{\max} = 0.5$) すると、学習後も信頼性の低さのため定型的なパターンは再現されにくくなるが、発火バーストと発火の停止とが繰り返しが見られる (図 E1)。ひとつつながりのバーストの中での延べ発火細胞数 s の分布 $P(s)$ を両対数プロットすると冪指数

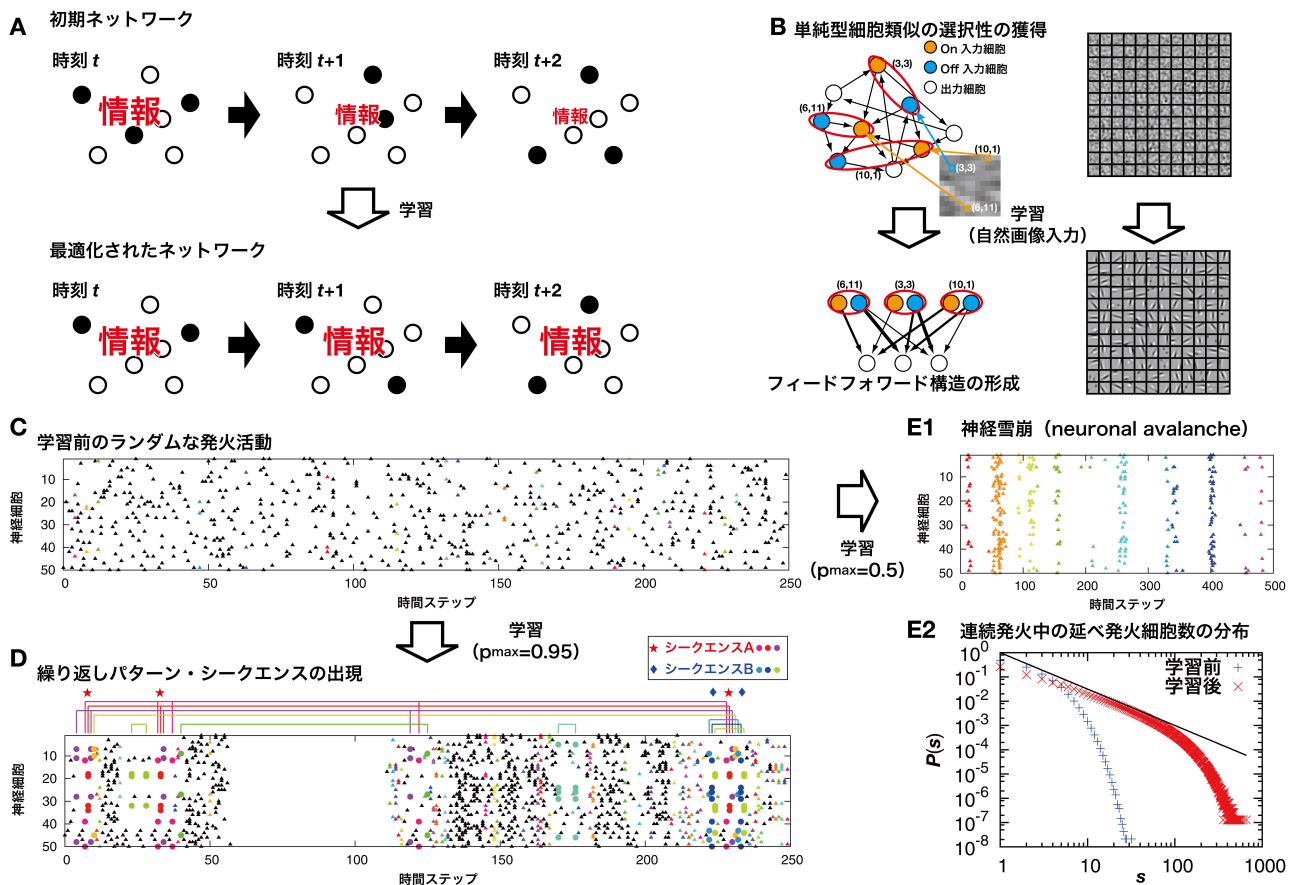


図: モデルの概念図 (A) と学習結果 (B, C, D, E1, E2)。

-1.5 の冪分布に従っているが、学習前についてプロットすると冪分布になっていないことがわかる (図 E2)。皮質スライス培養において発火バーストの規模の分布が冪 -1.5 に従うこと (神経雪崩 neuronal avalanche) が報告されており [3]、以上の結果は神経雪崩現象が情報保持能力の最大化の結果であることを示唆する。

3.2 外部入力に対する学習

各ステップごとに自然画像から 12×12 ピクセルの画像パッチを切り出して入力として与えると、学習によってランダムリカレントネットワークがフィードフォワードネットワーク構造を自発形成し、同時に単純型細胞類似の刺激選択性が生ずる (図 B)。これにより本研究のリカレントネットワークにおける情報保持能力最大化が先行研究のフィードフォワードネットワークについての結果 [2] を再現できていることがわかる。

さらに外部から時系列入力 $A \rightarrow B \rightarrow C$ を与えつつ学習を進めると、A のみの入力での後の B と C に対する応答が再生されることもわかった。このような系列パターン埋め込みは個体においては古典的条件付け (ベル → 唾液分泌、など) に対応し、Infomax 原理が条件付けを説明しうるものであることを示唆する。

4 まとめ

リカレントネットワークで相次ぐ二つのステップの発火状態の間の相互情報量を最大化することで、発火連鎖、神経雪崩、一次視覚野単純型細胞類似の選択性が生ずることがわかった。これら皮質について *in vivo* もしくは *in vitro* で確認されている現象が再現されたことは、皮質が情報保持能力について最適化されており情報保持能力を高めるように学習していることを示している。本モデルは情報理論の観点から皮質神経回路網の活動に統一的な解釈を与えるものといえる。以上、本研究では Infomax 原理からトップダウン式に神経回路網の理想的な挙動を導いたが、逆に STDP など実験的に知られているボトムアップ的な学習則が情報保持能力を最適化しているかどうかを調べるのが次の課題である。

参考文献

- [1] R. Linsker. (1988) "Self-organization in a perceptual network." *Computer*, **21**, 105–117.
- [2] A. J. Bell and T. J. Sejnowski. (1997) "The 'independent components' of natural scenes are edge filters." *Vision Res.*, **37**, 3327–3338.
- [3] J. M. Beggs and D. Plenz. (2003) "Neuronal avalanches in neocortical circuits." *J. Neurosci.*, **23**, 11167–11177.