

Title	スパースコーディング下での振動子型ニューラルネット (基研研究会「ニューラルネットワーク～これからの統計 力学的アプローチ～」, 研究会報告)
Author(s)	青柳, 富誌生; 野村, 真樹
Citation	物性研究 (1998), 70(3): 444-445
Issue Date	1998-06-20
URL	http://hdl.handle.net/2433/96366
Right	
Type	Departmental Bulletin Paper
Textversion	publisher

スパースコーディング下での振動子型ニューラルネット

青柳 富誌生 野村 真樹

京都大学大学院 工学研究科 数理工学専攻

1. はじめに

近年、従来の伝統的なモデルの更なる研究に加え、ニューロンそれ自体の動的側面を考慮して、質的に新しい情報処理の可能性を探る研究も活発になってきた。例えばニューロンのダイナミクスのカオス性に注目した研究や、ニューロン間のパルスのタイミング（従来モデルは平均発火率）に情報をコードする研究などである。その中の一つに、一つの振動子をニューロンの周期的な発火状態に対応させた、振動子ニューラルネットワークがある。この場合、ニューロンの発火のタイミングは振動子の位相に対応し、振幅が発火の強さに対応すると考えられる。典型的な振動子ニューラルネットの振る舞いを理論的に説明する事は、発火のタイミングを情報として用いた際の応用の可能性や生物学的な対応を考える上で、第一近似的なモデルとして重要である。

振動子モデルの研究ではこれまで位相で記述される振動子ニューロンを用いて連想記憶モデルを構成し、その想起過程のダイナミクス [5] やシナプスの切断に対する耐性 [4] などを理論的に解析した。結果として、その能力は従来モデルと比較して遜色ないものであり、発火タイミングをコーディングに用いることの妥当性を支持したものとなっている。しかしながら、上記のモデルは位相のみの自由度に着目し、結果としてコーディングに関係のある各ニューロンは常に周期的な発火状態にあることを暗に仮定していた。発火するかどうかは通常想起のパターンに依存してダイナミカルに変化するのが自然である。また、脳における実際のニューロンの発火割合は低く、コーディングとしてスパースな表現が用いられているとの見方もある。ここで当然問題になるのは、スパースなコーディングが発火タイミングなどを用いるような状況に対してどの様な影響を与えるか、という点である。いずれにせよ、非発火まで含めて表現できる振動子モデルの構築とその解析は重要である。本研究は上記の観点に基づき、その解析も念頭におきながらモデルを構成し理論的にその能力を解析した。

2. Model

具体的なモデルは以下の通りである。スパースコーディングの影響を調べるためには、非発火状態も含め記述できるように従来の振動子モデルを拡張する必要がある。ここでは、振幅に発火・非発火をコードすることを考え、次のようなモデルを考える。

$$W_i(t+1) = F(|h_i|) \frac{h_i(t)}{|h_i(t)|}, \quad h_i(t) = \sum_{j=1}^N C_{ij} W_j(t). \quad (1)$$

ここで複素変数 $W_i(t) = |W_i| \exp(i\phi_i(t))$ は素子の状態を表現しており、振幅 $|W_i|$ は発火の強度、位相 $\phi_i(t)$ はその神経系の発火のタイミングを表している。また、 C_{ij} はニューロン i と j の結合の効果を表し、学習によりパターンを想起するよう後に決定するパラメーターである。 $F(x)$ は振幅のダイナミクスを支配するある関数であり、0（非発火状態）と1（周期的発火状態）の2値をとる階段関数 $\Theta(x-H)$ (H は閾値) であると仮定する。想起すべきパターン ξ_i^μ ($\mu = 1, \dots, p$) を $\xi_i^\mu = A_i^\mu \exp(i\theta_i^\mu)$ と定義する。ここでは、 θ_i^μ は $[0, 2\pi]$ の

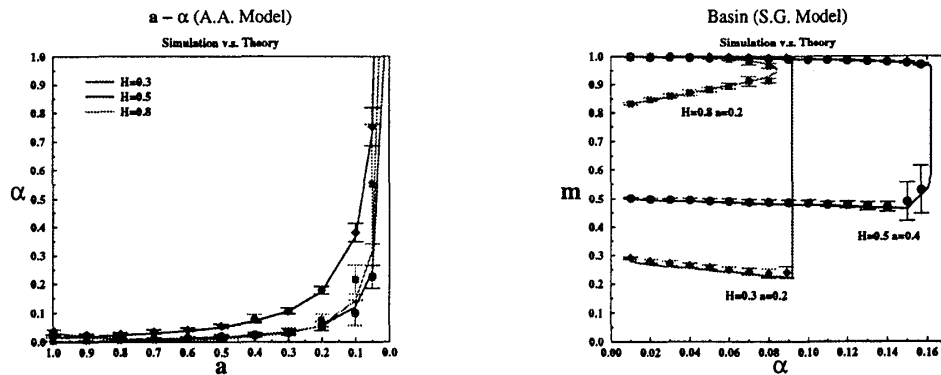


図 1: 左: 自己想起モデルの記憶容量とスパースの度合いの関係。実線は理論曲線、エラーバー付データはシミュレーション。右: 相想起モデルでの引き込み領域。実線が理論曲線で下のラインが想起可能な最小初期オーバーラップ、上のラインが想起成功後の最終オーバーラップ。エラーバー付データはシミュレーション。

一様乱数を仮定し、 A_i^μ に関しては平均発火率が $\langle |\xi_i^\mu| \rangle = a$ になるようランダムに決めることとする。結合係数を決定する学習則は Hebb ルール $C_{ij} = \frac{1}{aN} \sum_{\mu=1}^P \xi_i^\mu \tilde{\xi}_j^\mu$ を用いる。

3. 解析結果

以下に代表的な解析結果を述べる。

1. モデルを発火・非発火まで含めるように拡張した場合には、発火のニューロンの割合が少なくなればなるほど、記憶容量 α_c が増大する。これはスパースコーディングの条件下でも、発火タイミングのコーディングが有効であることを示唆する。(左図)
2. 想起過程のダイナミクスの解析により、引き込み領域の広さ等が評価できた。その結果、記憶容量限界近くでも十分に広い引き込み領域があることがわかった。(右図)

これらの結果はいずれも数値シミュレーションとよく一致し、理論の正当性を支持している。結論として、スパースコーディングは発火タイミングまで考慮した場合でも従来モデルと同様の有効性を示すといえる。

● 主な参考文献

- [1] T. Aoyagi, *Phys.Rev.Lett.* **74**, 4075 (1995).
- [2] S. Amari and K. Maginu, *Neural Netw.*, **1** (1988).
- [3] M. Okada, *Neural Netw.* **8**, 833 (1995).
- [4] T. Aoyagi and K. Kitano, *Phys. Rev. E* **55**, 7424-7428 (1997).
- [5] T. Aoyagi and K. Kitano, *Neural Computation* (in press).