

論文内容の要旨

論文題目: Spatio-temporal Dynamics of Feedforward
Neural Networks with Mexican-Hat type Connectivity

(メキシカンハット型結合を持つフィードフォワード
神経回路網における時空間ダイナミクス)

氏名: 濱口航介

1 はじめに

動物は脳内の神経回路網で外界情報を処理し、行動や反応を行う。この外界情報の多くは視覚、聴覚(感覚系)や速度や加速度(運動系)に代表されるアナログ情報を含んでいる。これらの情報を安定かつ迅速に行動に反映させることが生物の生存にとって重要である。実際の神経細胞は主として電気的なスパイク発火によるデジタル的な情報表現を行っていると考えられ、計算論的神経科学の一つの目的は神経の情報表現を明らかにすることである。

神経細胞は同一の刺激に対しても様々な応答を示す、非常に信頼性の低い情報処理ユニットである。このようなユニットを用いつつも、安定かつ迅速な処理が可能な情報コーディングモデルとして、フィードフォワードネットワークを用いた同期発火伝播のモデルがある。このモデルでは同期発火状態が安定に伝わるが、アナログ情報が伝達できないなどの幾つかの問題点が既に指摘されている。

そこで本論文では、メキシカンハット型の結合を持つフィードフォワード型ネットワーク(MHFN)の様々な性質について調べる。メキシカンハット型結合とは網膜や視覚野など至る所に存在する機構であり、刺激の空間情報を表現可能な局所的結合である。フィードフォワード型ネットワークのような単純な結合形態は現実的ではないという反論もあるが、できるだけシンプルなモデルでどのような情報表現が可能かを調べ、網羅することには意義があると考えられる。

本論文では、第2章でMHFNモデルを積分発火形ニューロンモデルを用いて構成し、1) 刺激の空間アナログ情報コーディング、2) 刺激強度のアナログ情報コーディング、の二つが同時に可能なモデルを提案し、数値計算を用いてその性能を調べる[1]。第3章では空間情報コーディングを行うモデルに限定し、McCulloch-Pittsニューロンモデルを用いて理論的にMHFNモデルの性質を調べた[2]。第4章では、神経細胞の発火の不確実性がネットワークの結合そ

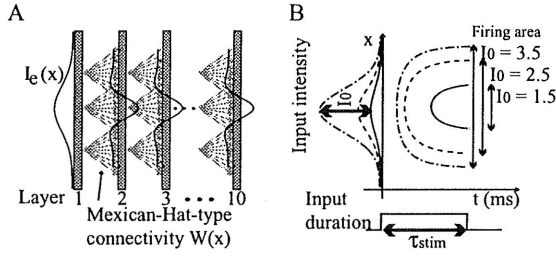


図 1: (A): 2,3,4 章に共通するネットワークアーキテクチャ: 各層は一次元, 周期境界条件を持つ. 各層内には再帰的結合はなく, 次の層にメキシカンハット型強度で結合している. (B): τ_{stim} の方形波入力を受けたときの第一層目のニューロンの発火時刻 $t(x)$ を時刻に対してプロット. 信号強度が強いほど発火面積は広い.

のものから起こりうることを示し, 3章のモデルを拡張して理論的にその性質を調べた [3].

2 信号強度情報の伝達

第 2 章で用いるニューロンモデルは積分発火型ニューロンで, 図 1(A) に示すネットワーク構造を持っている. 結合は全てフィードフォワードかつメキシカンハット型である. 以下のようにモデルを与える.

$$\frac{d}{dt}v(x, t) = -\frac{v(x, t)}{\tau} + I(x, t) + \xi, \quad (1)$$

$$I(x, t) = \int dx'_{pre} w(|x - x'_{pre}|) \alpha(x'_{pre}, t), \quad (2)$$

$$w(x) = W_0 \left(1 - \frac{x^2}{2\sigma_{MH}^2}\right) \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_{MH}^2}\right). \quad (3)$$

式 (1) は積分発火ニューロンモデル, $I(x, t)$ は位置 x , 時刻 t での入力電流, ξ はホワイトノイズ. $w(x)$ は距離 x 離れた所にあるニューロン同士の相互作用である. $\alpha(x', t)$ は位置 x' にあるニューロンの時刻 t における出力. これに加え, 第一層にあたる入力空間分布 $I_e(x) = I_0 \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_0^2}\right)$ をガウス分布であたえると, 入力強度 I_0 が強い程, 発火集団のサイズが増える事がわかった. 図 1(B) はある信号強度 I_0 があたえられたときに x に位置するニューロンの発火時刻 $t(x)$ をプロットしたものである. 入力強度 I_0 が強いほど第一層の神経場の発火領域は増加する. 図

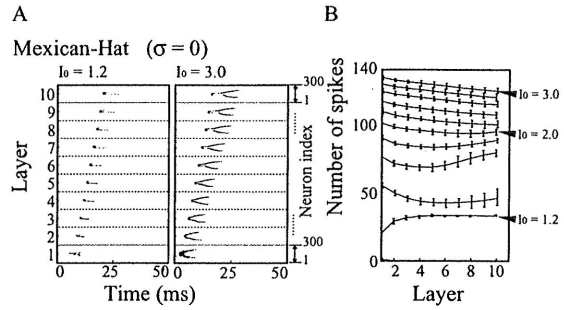


図 2: (A):MHFN モデルの発火のラスタグラム. (B): スpike数 *the number of spikes* を入力強度 I_0 を変えた時の 10 層目までの経層発展.

2(A) には発火パターンの典型的な伝搬の様子をラスタグラムによって示した. 信号強度 I_0 が小さいときには発火する集団も小さいが, I_0 が大きい時は発火する集団も大きくなる. 図 2(B) は各層毎のスパイク発火の平均数を初期値入力強度 I_0 を変えてプロットしたものである. 神経集団の発火率, あるいは発火した面積が安定にフィードフォワードネットワークを伝わるのがわかる.

第 2 章では, MHFN モデルを用いて信号の空間情報と共に強度情報をコーディングが可能である事を示し, 論文では発火状態は完全同期せず発火パターンは必ず時間のずれをとまらうことを明らかにした [1].

3 MHFN モデルの理論

第 3 章では MHFN の理論を構築する. メキシカンハット型の空間構造を余弦関数表示すると, 発火状態をフーリエ展開した時のフーリエ係数と系の状態を記述する巨視的変数が同一の表現となり, 閉じた発展方程式を記述する事が出来る. これによって解析的に MHFN モデルを解く事を可能にしている. ここで用いるモデルは McCulloch-Pitts ニューロンモデルであり, 以下のように定める.

$$x_{\theta}^{l+1} = \Theta(h_{\theta}^{l+1}) = \Theta(\sum_{\theta'} J_{\theta\theta'}^l x_{\theta'}^l - h). \quad (4)$$

ここで Θ はステップ関数. θ は $\{-\frac{\pi}{2}, -\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{N}, -\frac{\pi}{2} + \frac{2\pi}{N}, \dots, \frac{\pi}{2} - \frac{\pi}{N}\}$ の値をとる. $J_{\theta\theta'}$ は l 層目, 位置 θ' のニューロンから $l+1$ 層目, 位置 θ のニューロンへの結合強度である. h は発火の閾値である. $J_{\theta\theta'}$ をメキシカンハット型の関数にするため, 以下のよう
におく.

$$J_{\theta\theta'} = -\frac{J_0}{N} + \frac{J_2}{N} \cos(2(\theta - \theta')) + w_{\theta\theta'}, \quad (5)$$

このとき, 発火の発展は以下に定義する3つの巨視的変数,

$$r_0^l = \frac{1}{N} \sum_{\theta} x_{\theta}^l, \quad (6)$$

$$r_{2c}^l = \frac{1}{N} \sum_{\theta} \cos(2\theta) x_{\theta}^l, \quad (7)$$

$$r_{2s}^l = \frac{1}{N} \sum_{\theta} \sin(2\theta) x_{\theta}^l. \quad (8)$$

によって発火の発展は巨視的変数の発展方程式として記述され, $r^l = (r_0^l, r_{2c}^l, r_{2s}^l)^t$ とすれば

$$r^{l+1} = F(r^l) = \frac{1}{\pi} \begin{bmatrix} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} d\theta \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{z^l}{\sqrt{2}}\right) \\ \int_{-\pi/2}^{\pi/2} d\theta \cos(2\theta) \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{z^l}{\sqrt{2}}\right) \\ \int_{-\pi/2}^{\pi/2} d\theta \sin(2\theta) \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{z^l}{\sqrt{2}}\right) \end{bmatrix} \quad (9)$$

と書ける. ここで

$$z^l = -\frac{J_0 r_0^l + J_2 (\cos(2\theta) r_{2c}^l + \sin(2\theta) r_{2s}^l) - h}{\Delta \sqrt{r_0^l}} \quad (10)$$

である. このモデルを用いてパラメータ $\Delta = 0.5, h = 0.25$ で固定した時のネットワークの安定な発火状態を求めた. 4つの代表的な (J_0, J_2) のパラメータを選び, 発火状態が神経層を遷移する様子を, 図3(A)に示す. 図中のそれぞれの直線は, ある初期値のもとの発火状態の遷移を表し, 一つの丸が一つの層の発火状態に対応する. ここで興味深いのは図3(A1)の領域である. この領域には3つのアトラクタ(非発火状態, 一様興奮, 孤立局在興奮)が共存している. これは初期入力に依存してネットワークの発火状態が大きく異なる事を意味する. 系の持つ安定な発火状態は $J_0 - J_2$ に依存する. その安定状態を相図(図3B)として示す. $h = 0.25$ に固定し, $\Delta = 0.25, 0.5, 0.75$

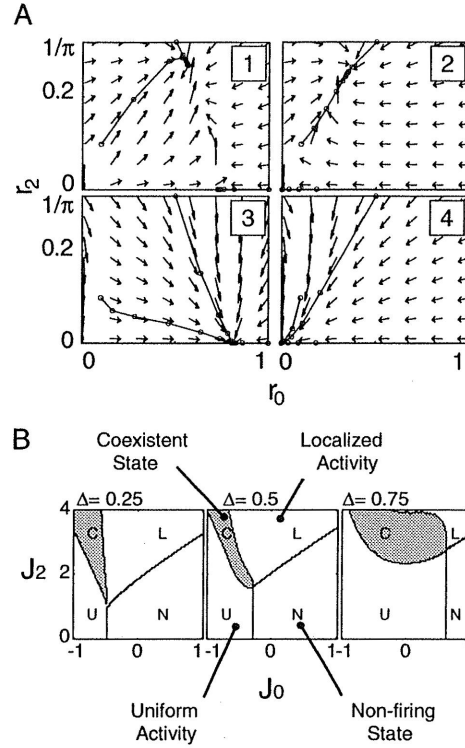


図 3: (A):発火の遷移図. 番号 1,2,3,4 はそれぞれ $(J_0, J_2) = (-0.75, 3), (0.2, 3), (-0.75, 1), (0.2, 1)$ に対応している. (B):発火状態の相図. 4つの状態, 非発火状態(N), 一様興奮(U), 孤立局在興奮(L)およびその共存状態(C)を示す.

の三通りについて, J_0, J_2 を変化させた. 図中のNは非発火状態のみが安定な領域. Lは, 非発火と孤立局在興奮の安定な領域. Uは非発火と一様発火の安定な領域. Cは非発火に加え, 一様と孤立局在興奮の共存する領域である. 第3章では, MH型結合のパラメータ J_0, J_2, Δ が発火状態にあたる影響を調べ, 異なる発火状態の共存領域を発見した [2].

4 共通ノイズを受けるMHFNの理論

この章ではネットワークの結合強度のゆらぎから作られる, 共通ノイズと呼ばれるノイズによって, 陽にノイズ電流を加えなくともネットワークの発火状

態が確率的に遷移することを示す。我々の戦略は3章と同様、MH型結合の記述を余弦関数を用いることで、各層の発火状態を巨視的変数で記述する方法を用いる。式(11)の結合強度に相関ノイズを生み出す $w_{\theta'}^l$ を加え、以下のようにおく。

$$J_{\theta\theta'}^l = -\frac{J_0}{N} + \frac{J_2}{N} \cos(2(\theta - \theta')) + w_{\theta\theta'}^l + w_{\theta'}^l, \quad (11)$$

ここで $w_{\theta'}^l \sim \mathcal{N}(0, \delta^2/N)$ はシナプス前細胞だけに依存するガウスノイズである。この共通ノイズは一般に言われる共通入力と同等のものであるが、この共通入力はガウス分布に従ってばらつく。本論文ではその性質を反映しこれを共通ノイズと呼ぶ。また各層毎にノイズは独立である。パラメータ $(J_0, J_2) = (-0.75, 3)$ での、二十層目における発火確率の分布を図4(A)に示す。また図4(B)に $r_2^{20} = 0.05, 0.14, 0.22$ における切断面を示す。解析解とモンテカルロシミュレーションの結果はよく一致する。これらの結果から、このパラメータ領域では孤立局在興奮と一様発火の間の様々な発火状態を取り得る事がわかる。第4章では相関ノイズが巨視的変数のセルフアベレーシングを破る事で発火の発展が確率的になることを理論的に示した。さらに第4章では、共通ノイズによって引き起こされる相関の空間パターンが従来の予想とは異なる多峰性の分布を持つ事(図4(C))や、確率共振的な現象(図4(D))について報告する[3]。

5 結論

本論文では以下の事を行った。

- 1) MHFNモデルが空間および強度アナログ情報をコードできる事を示した。
- 2) 巨視的変数を持ちいたモデルでMHFNモデルの解析解を求めた。
- 3) 発火のゆらぎの原因の一つである、結合由来のノイズ成分を共通ノイズとして取り出し、その影響を解析的に調べた。

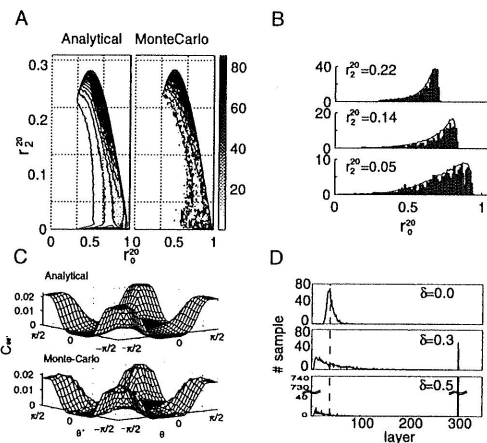


図4: (A): $p(r_0^{20}, r_2^{20})$. (B): $r_2^{20} = 0.05, 0.14, 0.22$ における切断面. (C): 20層目における相関の空間構造。二峰のピークを持つ. (D): 確率共振的現象。安定固定点 $(r_0^*, r_2^*) = (0.6, 0.25)$ の周辺に収束するレイヤーの分布を相関ノイズ強度 δ を変えてプロットした。

第一の結果は、アナログ信号強度コーディングに関する新しい結果である。第二の結果はMH型結合の分布が発火パターンに与える影響を明らかにし、異なる発火状態の共存が可能であることを示した。最後の結果は共通ノイズという概念を用いて確率的に遷移する発火状態の分布を求め、共通ノイズの機能的役割りについて明らかにした。

参考文献

- [1] K. Hamaguchi, and K. Aihara, "Quantitative Information Transfer through Layers of Spiking Neurons Connected by Mexican-Hat type Connectivity", Neurocomputing, 2004, (in press).
- [2] 濱口航介, 岡田真人, 山名美智子, 合原一幸, "メキシカンハット型結合を持つ Synfire Chain の理論", 電子通信情報学会論文誌 D-II, 2004, (投稿中).
- [3] K. Hamaguchi, M. Okada, M. Yamana, and K. Aihara, "Correlated Firing in a Feedforward Network with Mexican-Hat type Connectivity", 2004, (in preparation).