

神経スパイク時系列パターンの特徴解析

Statistical analysis of neural spike trains

モデリング研究系 小山 慎介 (Shinsuke Koyama)

要 旨

本研究では、神経スパイク時系列の統計パターンを記述する方法を提案する。提案方法の新規性は、スパイク発火時刻のゆらぎ（分散）を平均のべき関数で表すところにある。べき関数のパラメータを調整することで、脳内で観測されるさまざまなスパイク発火ゆらぎを再現することができる。この枠組みに基づきスパイク時系列の点過程モデルを構築し、データからパラメータを推定する方法を提案する。

キーワード：スパイク時系列、点過程、ゆらぎのスケーリング則

1. はじめに

高度な情報処理を行う脳は、異なる働きを持つ部分が有機的に組み合わせられたヘテロ構造体である。このような見方は、およそ 100 年前にブロードマンが解剖学的・細胞構築学的観点から大脳皮質を区分して「脳地図」を描いたことに始まる。今日、その区分が脳の機能と密接に関係していることも明らかになっている。

近年 Shinomoto et al.(2009) は、神経スパイク発火パターンの大脳皮質全体にわたる非一様性に着目した。スパイク発火の不規則性を測るために「局所変動係数 (local variation) L_V 」を提案し、大脳皮質のさまざまな領野のデータから L_V を求めたところ、細胞ごとに固有の発火パターンがあり、それが大脳皮質の機能とも相関している、という事実を見いだした。この発見は、大脳皮質が機能的に区分できるという事実が神経細胞が用いる信号レベルにも反映されているということを示唆している。本研究の目的は、スパイク発火パターンをより系統的に特徴付けるための統計的方法を構築することである。

2. アイデアのスケッチ

Shinomoto らが提案した局所変動係数 L_V は、時系列の非定常性の影響を取り除いたスパイク間隔 (ISI) の変動係数 (coefficient of variation $C_V = \text{標準偏差}/\text{平均}$) とみなせる。したがって彼らが見いだしたことは、局所的に定常と見なせる短い時間スケールで

$$(2.1) \quad \text{Var}(\text{ISI}) = \phi E(\text{ISI})^2$$

という関係を持つことを仮定すると、領野・皮質層ごとに固有な ϕ の値をとり、神経細胞を ϕ の値で大まかに分類できると理解できる。

一方で Troy and Robson(1992) は、定常な光輝度刺激に対する網膜ガングリオン細胞のスパイク間隔の C_V を推定したところ、おおよそ $C_V^2 \propto E(\text{ISI})$ という関係があることを発見した。これを書き換えると

$$(2.2) \quad \text{Var}(\text{ISI}) = \phi E(\text{ISI})^3$$

という平均と分散の関係式が得られる。ここで式 (2.1) と比べてべき指数が異なることに着目しよう。

式 (2.1) と (2.2) を一般化してべき指数 α を導入すれば、少なくとも局所的に定常と見なせる時間スケールで、スパイク間隔の平均と分散の間に

$$(2.3) \quad \text{Var}(\text{ISI}) = \phi E(\text{ISI})^\alpha$$

というスケーリング則が得られる。これが提案する方法の根幹をなす仮定である。本研究の目的は、式 (2.3) を仮定してスケール因子 ϕ とべき指数 α を用いてスパイク発火パターンを特徴付けるための統計的方法を構築することである。

まず定常リニューアル過程を考えよう。ISI の平均を $\mu = E(\text{ISI})$ として $\text{ISI} \rightarrow \mu^{-1}\text{ISI}$ とスケール変換すると、式 (2.3) より $E(\text{ISI}) \rightarrow 1$, $\phi \rightarrow \mu^{\alpha-2}\phi$ とリスケールされる。したがって、平均と分散がそれぞれ μ と $\phi\mu^\alpha$ である確率密度関数 $f(x; \mu, \phi)$ でこのスケール変換に対して不変なものは

$$(2.4) \quad f(x; \mu, \phi) = \mu^{-1} f(\mu^{-1}x; \mu^{\alpha-2}\phi)$$

を満たす。ここで $f(x; \phi) := f(x; 1, \phi)$ である。すなわち、平均が 1 で分散が ϕ である任意の確率密度関数を式 (2.4) でスケール変換することによって式 (2.3) を満たす確率密度関数を作ることができる。

Koyama (2015) では、このアイデアを非定常リニューアル過程に拡張することで、ゆらぎのスケーリング則をもつスパイク時系列モデルを提案した。また、このモデルに基づいてパラメータを推定する方法を提案し、実験データに適用して有効性を確認した。

3. まとめと展望

本研究では、スパイク発火時刻のゆらぎを記述するためのスケーリング則を定式化し、これに基づいてスパイク時系列の統計モデルとパラメータ推定方法を提案した。この方法を脳の幅広い部位から記録したデータに適用してスパイク発火パターンを特徴付け、脳機能との関連を調べるのが今後の課題である。

参 考 文 献

- Koyama, S. (2015). On the spike train variability characterized by variance-to-mean power relationship, *Neural Computation*, **27**, 1530–1548.
- Shinomoto, S. et al. (2009). Relating neuronal firing patterns to functional differentiation of cerebral cortex, *PLoS Computational Biology*, **5**, e1000433.
- Troy, J. B. and Robson, J. G. (1992). Steady discharges of X and Y retinal ganglion cells of cat under photopic illumination. *Visual Neuroscience*, **9**, 535–553.