

# スパースモデリングに基づく神経回路構造のシステム同定

## System Identification of Neural Network Structure Based on Sparse Modeling

政廣 蓮<sup>1</sup>

Ren Masahiro

大森 敏明<sup>1</sup>

Toshiaki Omori

### 1 はじめに

近年、科学の諸領域において、計測技術が著しく発達している。神経科学領域も例外ではなく、イメージング技術の発達に伴い、複数の神経細胞から同時に膜電位を観測することが可能となった[1, 2]。現在では、観測された細胞のデータから、脳の情報処理機構を解明することが求められている[3]。

脳の情報処理機構は神経回路の構造と深い関係があると考えられている[4]。本研究では、脳の情報処理機構を解明するために、神経回路の構造を推定する手法を提案する。提案手法は統計的時系列データ解析手法の一つである逐次モンテカルロ法[5, 6]とスパースモデリング手法の一つであるGroup LASSO[7]を融合させたものである。逐次モンテカルロ法により、神経回路ダイナミクスの非線形性を考慮した時系列データの推定を実現する。さらに、Group Lassoにより、結合がスパース性を持ち、Daleの法則[8]に従う神経細胞から構成される神経回路構造の推定を実現する。

興奮性および抑制性神経細胞からなる神経回路から膜電位のみが観測されている状況を想定し、観測された膜電位に提案手法を適用することで、提案手法の有効性を示す。また、神経回路の構造を推定する際にGroup Lassoの代わりとして、線形回帰およびLasso[9]を用いたものを比較手法とし、提案手法の優位性を示す。

### 2 提案手法

本節では、逐次モンテカルロ法による神経回路ダイナミクスの推定方法と、Group Lassoによる神経回路構造の推定方法を示す。これらの手法を交互に適用することで、神経回路構造のシステム同定を実現する。

#### 2.1 逐次モンテカルロ法による神経回路ダイナミクスの推定

本研究では、神経回路を構成する神経細胞の内部状態がHodgkin-Huxley(HH)方程式[10]に従うものとする。また、各神経細胞の内部状態のうち膜電位のみが観測可能であるとする。観測された膜電位から、各神経細胞の内部状態を推定する。

時刻 $t$ における神経細胞の内部状態を $\mathbf{x}_t$ 、膜電位を $\mathbf{V}_t$ 、観測された膜電位を $\mathbf{y}_t$ 、システムノイズを $\mathbf{v}_t$ 、観測ノイズを $\mathbf{w}_t$ とする。また、HH方程式に基づくシステムモデルを表現する関数を $\mathbf{f}_{\text{sys}}$ 、観測モデルを表現する関数を $\mathbf{f}_{\text{obs}}$ とす

ダイナミクス推定 + 構造の推定

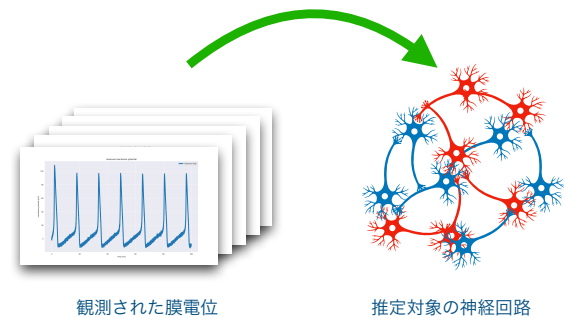


Fig. 1. 研究概要. 観測された膜電位から神経細胞の内部状態を推定する。推定された内部状態から神経回路の構造を推定する。ただし、図左側の神経回路を構成する神経細胞はDaleの法則に従い、興奮性神経細胞(赤)からは興奮性結合のみ、抑制性神経細胞(青)からは抑制性結合のみが見られるものと想定する。ダイナミクスの推定と回路構造の推定を交互に繰り返す、神経回路のシステム同定を実現する。

る。このとき、状態空間モデルは次のように表される。

$$\mathbf{x}_{t+\Delta t} = \mathbf{f}_{\text{sys}}(\mathbf{x}_t) + \mathbf{v}_t, \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_{t+\Delta t} = \mathbf{f}_{\text{obs}}(\mathbf{V}_{t+\Delta t}) + \mathbf{w}_{t+\Delta t}. \quad (2)$$

式(1),(2)に対して確率モデルを適用すれば、それぞれ $p(\mathbf{x}_{t+\Delta t}|\mathbf{x}_t)$ ,  $p(\mathbf{y}_{t+\Delta t}|\mathbf{x}_{t+\Delta t})$ と表すことができる。各時刻 $t$ に対して、これらの確率モデルを用い、逐次モンテカルロ法を構成する一期先予測およびフィルタリングと呼ばれるアルゴリズムを実現する。一期先予測とフィルタリングはそれぞれ次の確率分布を求めることである。

$$p(\mathbf{x}_{t+\Delta t}|\mathbf{y}_{0:t}) = \int p(\mathbf{x}_{t+\Delta t}|\mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{0:t}) d\mathbf{x}_t, \quad (3)$$

$$p(\mathbf{x}_{t+\Delta t}|\mathbf{y}_{0:t+\Delta t}) \propto p(\mathbf{y}_{t+\Delta t}|\mathbf{x}_{t+\Delta t}) p(\mathbf{x}_{t+\Delta t}|\mathbf{y}_{0:t}). \quad (4)$$

式(3),(4)を交互に求めることにより、逐次モンテカルロ法による神経回路ダイナミクスの推定を実現する。

#### 2.2 Group Lassoによる神経回路の構造推定

SMCにより推定された神経回路ダイナミクスを用いて神経回路の構造、すなわち、神経細胞間のシナプスコンダクタンスの値を推定する。推定対象となる神経回路が $N$ この神経細胞から構成されているとすると、HH方程式に従う $i$ 番目の神経細胞の膜電位の微分方程式は次のように表される。

$$C \frac{dV^i}{dt} = I_{\text{ext}}^i - I_{\text{ion}}^i - I_{\text{exc}}^i - I_{\text{inh}}^i. \quad (5)$$

<sup>1</sup>神戸大学大学院工学研究科, Graduate School of Engineering, Kobe University

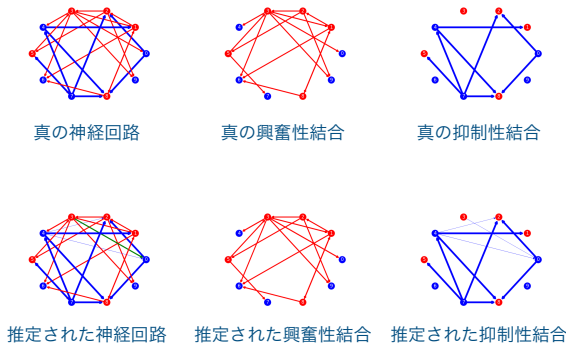


Fig. 2. 神経回路構造の推定結果. 赤点は興奮性神経細胞, 青点は抑制性神経細胞を表す. 赤矢印は興奮性結合, 青矢印は抑制性結合を表す. 推定された神経回路(図左下)における緑矢印は単一の神経細胞から興奮性および抑制性の結合が存在すると推定されたことを表す.

ただし,  $I_{\text{ext}}^i$  は外部電流,  $I_{\text{ion}}^i$  はイオン電流,  $I_{\text{exc}}^i$  は興奮性シナプス電流,  $I_{\text{inh}}^i$  は抑制性シナプス電流である. ここで, 興奮性および抑制性シナプス電流は次のように表される.

$$I_{\text{exc}}^i = (V_t^i - V_{\text{exc}}) \sum_{j=1}^N g_{\text{exc}}^{j \rightarrow i} s_t^j, \quad (6)$$

$$I_{\text{inh}}^i = (V_t^i - V_{\text{inh}}) \sum_{j=1}^N g_{\text{inh}}^{j \rightarrow i} s_t^j. \quad (7)$$

ただし,  $V_{\text{exc}}, V_{\text{inh}}$  はそれぞれ興奮性および抑制性シナプス反転電位,  $g_{\text{exc}}^{j \rightarrow i}, g_{\text{inh}}^{j \rightarrow i}$  はそれぞれ興奮性および抑制性シナプスコンダクタンス,  $s_t^j$  はシナプス変数である. 式(6),(7)より, 非線形方程式である式(5)は

$$\mathbf{z} = \mathbf{A}\mathbf{g} \quad (8)$$

のように線形方程式に変形できる. 式(8)より, 損失関数を次のように定義する.

$$J := \|\mathbf{z} - \mathbf{A}\mathbf{g}\|_2^2 \quad (9)$$

ところで, Daleの法則に従う神経細胞は興奮性もしくは抑制性のどちらか一方のみの結合を持つ. この神経科学の知見に基づいて, 各神経細胞から出る結合をグループ化し, 正則化項を定義することで, Group Lassoを適用することが可能となる. 興奮性結合および抑制性結合それぞれに正則化項を  $R_1(\mathbf{g}_{\text{exc}}), R_2(\mathbf{g}_{\text{inh}})$  とおくと, 次のように, 新たな損失関数を定義できる.

$$J^* := J + R_1(\mathbf{g}_{\text{exc}}) + R_2(\mathbf{g}_{\text{inh}}) \quad (10)$$

式(10)より, Daleの法則に従うような神経細胞を含む神経回路の構造を推定するための損失関数が定式化された. したがって, 式(10)を最小化するシナプスコンダクタンス

$$\mathbf{g}^* = \arg \min_{\mathbf{g}} J^* \quad (11)$$

を求めることで, 神経回路の構造推定が実現される.

Tab. 1. 再構成膜電位の比較. 真のシナプスコンダクタンスから再構成された膜電位と, 推定されたシナプスコンダクタンスから再構成された膜電位との平均絶対値誤差を評価した.

線形回帰	Lasso	Group Lasso
2.48	0.84	0.28

## 3 結果

### 3.1 神経回路構造の推定結果

Fig.2に神経回路構造の推定結果を示す. 抑制性神経細胞に若干の誤推定は見られるものの, 真の神経回路および, 興奮性, 抑制性の神経結合に関して十分な推定結果が得られたと言える. これは, 神経細胞がDaleの法則に従うという仮定に対して, Group Lassoを用いたスパース推定が有効であることを示している.

### 3.2 再構成膜電位による誤差比較

推定された神経回路構造, すなわち神経細胞間のシナプスコンダクタンスの値を用いて, 膜電位の再構成を行なった. 真のシナプスコンダクタンスから再構成された膜電位と, 推定されたシナプスコンダクタンスから再構成された膜電位を比較した. 比較結果をTab.1に示す.

## 4 結論

本研究では, 観測された膜電位から神経回路の構造を推定するアルゴリズムを提案した. 提案されたアルゴリズムは, 時系列データ解析手法の一つである逐次モンテカルロ法と, スパースモデリング手法の一つであるGroup Lassoを融合させたものであった. シミュレーションデータに対して, 提案手法を適用することで, 提案手法の有効性を示した. さらに, 神経回路の構造推定に線形回帰およびLassoを用いた既存手法と比較を行うことで, 提案手法の優位性を示した.

## 謝辞

本研究の一部は, 文部科学省 科学研究費補助金 国際共同研究加速基金 (国際共同研究強化) [No. 15KK0010], 新学術領域研究「スパースモデリングの深化と高次元データ駆動科学の創成」[No. 25120010], 科学技術振興機構 戦略的創造研究推進事業 CRESTの支援のもとで行われた.

## 参考文献

- [1] J. N. D. Kerr et al., Nature Rev. Neurosci., 9, 195-205, (2008).
- [2] Y. Adam et al., Nature, 569, 413-417, (2019).
- [3] D. Hasabiss, Neuron, 95, 245-258, (2017).
- [4] W. Gerstner et al., Cambridge Univ. Press, (2014).
- [5] G. Kitagawa, J. Comput. and Graph. Stat., 5, 1-25, (1996).
- [6] N. J. Gordon et al., IEE Proceedings F, 140, 107-113, (1993).
- [7] M. Yuan, J. Royal Stat. Soc., 68, 49-67, (2006).
- [8] E. R. Kandel et al., McGraw-Hill, (2012).
- [9] R. Tibshirani, J. Royal Stat. Soc., 58, 267-288, (1996).
- [10] A. L. Hodgkin et al., J. Physiol., 117, 500-544, (1952).