

Извлечение коллективных переменных из многомерной нейронной активности клеток места

Научный руководитель – Анохин Константин Владимирович

Поспелов Никита Андреевич

Выпускник (магистр)

Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова, Физический факультет, Кафедра биофизики, Москва, Россия

E-mail: nik-pos@yandex.ru

Большой интерес для нейронауки представляет собой изучение активности нейронных ансамблей на популяционном уровне. Главной целью такого анализа является выделение «коллективных» переменных, из набора которых и складывается активность сети. Количество физически значимых коллективных переменных обычно невелико, поэтому для их выделения используется понижение размерности входных данных.

В последние годы появляется все больше работ, использующих концепцию т.н. «нейронных мод [2]. Активность многих нейронов может быть описана в терминах N-мерного нейронного «пространства состояний», где каждая координата отвечает за активность отдельной клетки. В экспериментах было показано, что реальная активность популяции нейронов занимает лишь малую часть такого «пространства состояний» [3, 4, 5], образуя низкоразмерное многообразие, структура которого определяется функциями регистрируемого нейронного ансамбля.

В качестве объекта исследования были выбраны нейроны места поля CA1 гиппокампа мыши, которые отвечают за кодирование ее пространственного местоположения. В ходе эксперимента мышь свободно перемещалась по среде, ее координаты и поведение фиксировались с помощью видеотрекинга. Эксперимент проводился для сред двух типов: простой кольцевой трек и круглая арена с тремя запрещенными зонами.

Целью данной работы было получить информацию о поведении исследуемого организма только из структуры активности нейронов места. Для этого использовались нелинейные методы понижения размерности данных, в частности, метод laplacian eigenmaps [1], diffusion maps, UMAP и другие.

Основным результатом понижения размерности стало то, что в новом пространстве первые две координаты получили смысл координат мыши в физической среде, которую она исследовала (с точностью до поворота на фиксированный угол). Важно отметить, что при этом алгоритм не получал на вход никакой информации о реальном положении мыши.

Нами была построена мера схожести распределения точек в низкоразмерном пространстве с настоящим распределением точек траектории животного. Выяснилось, что по мере обучения мыши в новой для нее среде обитания улучшается соответствие низкоразмерного представления активности клеток места и реальной траектории.

Наши результаты не могут быть воспроизведены с помощью линейных методов понижения размерности, таких как метод главных компонент (PCA) и, таким образом, найденные нами коллективные переменные не могут являться линейной комбинацией активности подмножества рассматриваемых клеток.

Данная работа важна для понимания принципов внутреннего кодирования информации в гиппокампе. Исследование пространства нейронных состояний важно для восстановления «внутренней репрезентации» мозгом внешних стимулов.

Источники и литература

- 1) Belkin, M. and Niyogi, P. “Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation” *Neural computation*, vol. 15, no. 6, pp. 1373–1396, 2003.
- 2) Gallego, J.A., Perich, M.G., Naufel, S.N. et al. Cortical population activity within a preserved neural manifold underlies multiple motor behaviors. *Nat Commun* 9, 4233 (2018).
- 3) Gallego, J. A., Perich, M. G., Miller, L. E. & Solla, S. A. Neural manifolds for the control of movement. *Neuron* 94, 978–984 (2017).
- 4) Sadtler, P. T. et al. Neural constraints on learning. *Nature* 512, 423–426 (2014).
- 5) Yu, B. M. et al. Gaussian-process factor analysis for low-dimensional single-trial analysis of neural population activity. *J. Neurophysiol.* 102, 614–635 (2009).