

# Исследование свойств локальных моделей при пространственном декодировании сигналов головного мозга\*

Самохина А. М.<sup>1</sup>, Болоболова Н. А.<sup>1</sup>, Шиянов В. А.<sup>1</sup>

alina.samokhina@phystech.edu

<sup>1</sup>Московский физико-технический институт(ГУ)

**Аннотация:** Данная статья посвящена методам прогнозирования движения с помощью сигналов электрокортикограммы головного мозга. Основная задача исследования — показать, что наблюдаемое изменение зон активности мозга является информативным признаком для построения нейрокомпьютерных интерфейсов. Чтобы проследить связь между сигналами мозга и движением, в данном исследовании рассматриваются различные методы генерации признаков. Предлагаемое признаковое пространство позволяет обоснованно использовать данные электрокортикограмм при построении моделей нейрокомпьютерного взаимодействия.

**Ключевые слова:** электрокортикограмма, нейрокомпьютерный интерфейс.

## Research on the properties of local models in spatial decoding of the brain signals

Samokhina A. M.<sup>1</sup>, Bolobolova N. A.<sup>1</sup>, Shiyanov V. A.<sup>1</sup>

alina.samokhina@phystech.edu

<sup>1</sup> Moscow institute of Physics and Technology (SU)

**Abstract:** This paper is devoted to the methods of ECoG signal processing and predicting motion using the results. The main purpose of the research is to show that changes in areas of brain activity is an informative feature for BCI modelling. To see the link between brain signals and motion, we look at different types of feature engineering and compare them. The new feature space will allow to use ECoG data for building BCI, using ECoG data.

**Keywords:** ECoG, BCI.

## 1 Введение

Нейрокомпьютерные интерфейсы позволяют превращать активность головного мозга в сигналы для внешних устройств. Это позволяет существенно улучшить качество жизни людей с серьёзными нарушениями работы двигательного аппарата [3], в связи с чем в последнее время большое количество работ связано с методами считывания мозговой активности и декодирования полученной информации [6] [12] [7] [4] [5] [2] [8], и другие. В этой работе мы использовали данные сигналов, полученных инвазивным методом электрокортикограммы [11]. Одной из главных проблем декодирования этих сигналов и превращения их в модели для нейрокомпьютерных интерфейсов является объём. В среднем размерность признакового пространства составляет порядка  $10^3$  признаков. В данном случае модель является неустойчивой, в то время как построение систем нейрокомпьютерного интерфейса подразумевает использование моделей простых и устойчивых. Таким

---

\* Научный руководитель: Стрижов В. В. Задачу поставил: Стрижов В. В. Консультант: Исаченко Р.

образом, важным этапом построения нейрокомпьютерного взаимодействия является построение нового адекватного признакового пространства. Стандартные подходы состоят в извлечении информативных признаков из пространственных, частотных и временных данных. Большинство методов исследуют только некоторую часть данных, чаще всего, из частотную составляющую, выделяя спектр. Однако в недавнее время стали появляться подходы, основанные на нескольких признаках и позволяют рассматривать признаки вне зависимости от их природы [4] [9]. Для построения признакового пространства и модели используется большое количество методов. Наиболее распространёнными считаются алгоритм PLS [10] [4], PCA [1]. Также можно встретить алгоритмы, использующие НММ [13] или совершенно иные [7] методы. Мы, в свою очередь, использовали локальную модель, что позволило значительно сократить количество признаков, сохранив структуру данных. Описав движение фронта возбуждения несколькими векторами, мы приблизили сигнал локальной моделью, взяв в качестве новых признаков её параметры. Таким образом, наша команда сформировала признаковое пространство и локально смоделировала пространственный сигнал, на основе которого можно построить устойчивую, простую и адекватную прогностическую модель. Полученный метод выигрывает у уже известных за счёт того, что значительно снижает размерность данных, использует пространственную информацию и принимает во внимание свойства распространения сигнала. Однако сложно не заметить, что во избежание смещения модели мы были вынуждены наложить строгое ограничение на вид при выборе семейства локальных моделей. Над этим мы планируем продолжить работу в дальнейших исследованиях.

## Литература

- [1] Hai bin Zhao, Chun yang Yu, Chong Liu, and Hong Wang. ECoG-based brain-computer interface using relative wavelet energy and probabilistic neural network. In *2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics*. IEEE, oct 2010.
- [2] David T Bundy, Mrinal Pahwa, Nicholas Szrama, and Eric C Leuthardt. Decoding three-dimensional reaching movements using electrocorticographic signals in humans. *Journal of Neural Engineering*, 13(2):026021, feb 2016.
- [3] John P. Donoghue. Bridging the brain to the world: A perspective on neural interface systems. *Neuron*, 60(3):511–521, nov 2008.
- [4] Andrey Elishev and Tetiana Aksenova. Penalized multi-way partial least squares for smooth trajectory decoding from electrocorticographic (ECoG) recording. *PLOS ONE*, 11(5):e0154878, may 2016.
- [5] Anna Gaglianese, Ben M. Harvey, Mariska J. Vansteensel, Serge O. Dumoulin, Nick F. Ramsey, and Natalia Petridou. Separate spatial and temporal frequency tuning to visual motion in human measured with ECoG. *Human Brain Mapping*, 38(1):293–307, sep 2016.
- [6] Kejia Hu, Mohsen Jamali, Ziev B. Moses, Carlos A. Ortega, Gabriel N. Friedman, Wendong Xu, and Ziv M. Williams. Decoding unconstrained arm movements in primates using high-density electrocorticography signals for brain-machine interface use. *Scientific Reports*, 8(1), jul 2018.
- [7] Carlos A. Loza and Jose C. Principe. Unsupervised robust detection of behavioral correlates in ECoG. In *2017 8th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*. IEEE, may 2017.
- [8] Soichiro Morishita, Keita Sato, Hidenori Watanabe, Yukio Nishimura, Tadashi Isa, Ryu Kato, Tatsuhiro Nakamura, and Hiroshi Yokoi. Brain-machine interface to control a prosthetic arm with monkey ECoGs during periodic movements. *Frontiers in Neuroscience*, 8, dec 2014.

- 
- [9] Anastasia Motrenko and Vadim Strijov. Multi-way feature selection for ECoG-based brain-computer interface. *Expert Systems with Applications*, 114:402–413, dec 2018.
  - [10] Roman Rosipal and Nicole Krämer. Overview and recent advances in partial least squares. In *Subspace, Latent Structure and Feature Selection*, pages 34–51. Springer Berlin Heidelberg, 2006.
  - [11] J.I. Sirven. Electrocorticogram (ECOG). In *Encyclopedia of the Neurological Sciences*, pages 1080–1083. Elsevier, 2014.
  - [12] Yilin Song, Yao Wang, and Jonathan Viventi. Unsupervised learning of spike patterns for seizure detection and wavefront estimation of high resolution micro electrocorticographic ( $\mu$  ECoG) data. *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 16(6):418–427, sep 2017.
  - [13] Rui Zhao, Gerwin Schalk, and Qiang Ji. Coupled hidden markov model for electrocorticographic signal classification. In *2014 22nd International Conference on Pattern Recognition*. IEEE, aug 2014.