

Исследование свойств локальных моделей при пространственном декодировании сигналов головного мозга*

Самохина А. М.¹, Болоболова Н. А.¹, Шианов В. А.¹

alina.samokhina@phystech.edu

¹Московский физико-технический институт(ГУ)

Аннотация: Данная статья посвящена методам прогнозирования движения с помощью сигналов электрокортикограммы головного мозга. Цель исследования — проверить гипотезу о наличии взаимосвязи между сигналами мозга и движением. Рассматриваются различные методы генерации признаков. Предложен метод снижения размерности исходного признакового пространства с помощью локальных моделей. Пространство параметров модели используется в качестве нового пространства 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.¹, Bolobolova N. A.¹, Shiyanov V. A.¹

alina.samokhina@phystech.edu

¹ 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

Нейрокомпьютерный интерфейс позволяет декодировать активность головного мозга для использования внешними устройствами. Это позволяет создавать механизированные конечности, управляемые сигналами головного мозга [5]. В связи с этим в последнее время большое количество работ посвящено методам считывания мозговой активности и декодирования полученной информации [8] [14] [9] [6] [7] [3] [10]. В этой работе используются данные сигналов, полученных инвазивным методом электрокортикографии [13]. Сложность декодирования заключается в избыточной размерности сигнала: в данном случае модель является неустойчивой. Построение систем нейрокомпьютерного интерфейса подразумевает использование простых и устойчивых моделей.

Стандартные подходы состоят в извлечении информативных признаков из пространственных, частотных и временных данных [10] [1]. Большинство методов исследуют частотные характеристики сигналов [4]. Подходы [6] [11] рассматривают все признаки вне

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

зависимости от их природы. Наиболее распространёнными моделями считаются алгоритм PLS [12] [6], PCA [2]. В работе [15] используются алгоритмы, построенные на скрытых марковских моделях, а в работах [9] [14] авторы рассматривают различные участки сигнала как слова.

В данной работе для моделирования фронта распределения сигнала предлагается использовать локальную модель. Это позволяет значительно сократить количество параметров финальной модели, используя пространственную структуру данных. Движение фронта возбуждения приближается с помощью модели прогнозирования движений. В качестве признаков используются параметры построенной в данной работе локальной модели. На полученном признаковом пространстве можно построить простую и устойчивую прогнозную модель.

Полученный метод значительно снижает размерность данных, использует пространственную информацию и сохраняет свойства распространения сигнала.

2 Постановка задачи

Данные электрокортикограммы представляют собой отрезки многомерных временных рядов $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times T}$, где N является числом каналов, с которых получены измерения напряжения, T – параметр времени. Цель работы – построение признакового пространства, облегчающего предсказание по этим данным отклика сигнала – координат конечности $\mathbf{y}(t) \in \mathbb{R}^{3 \times T}$. Конечная модель – $f : \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y}$.

Матрица признакового описания объектов обучающей выборки имеет вид:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1T} \\ & \dots & \\ x_{N1} & \dots & x_{NT} \end{pmatrix}. \quad (1)$$

$\mathbf{y} = (\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_n)^\top$ матрица ответов обучающей выборки (координат перемещения руки):

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_{11} & y_{12} & y_{13} \\ & \dots & \\ y_{n1} & y_{n2} & y_{n3} \end{pmatrix}, \quad (2)$$

Значение y_{ij} отвечает j -й координате траектории движения конечности, соответствующей объекту с признаковым описанием \mathbf{x}_i .

\mathbf{X} имеет большую размерность и содержит зависимые данные, следовательно модель f оказывается неустойчивой. В работе предлагается рассмотреть локальную модель. Параметрами этой локальной модели будем считать признаковое описание сигнала. Искать параметры будем в виде решения задачи линейной авторегрессии, где необходимо предсказать первый столбец с помощью остальных. Матрица задачи авторегрессии:

$$\mathbf{x}|\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} x_{t+1} & x_t & \dots & x_{t-n} \\ x_t & x_{t-1} & \dots & x_{t-n-1} \\ & & \dots & \\ x_{t-n} & & & \dots \end{pmatrix} \quad (3)$$

Таким образом, модель f представима в виде композиции моделей $g : \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{w}$ и $h : \mathbf{w} \rightarrow \mathbf{Y}$. Целевые параметры \mathbf{w} находятся путем минимизации функции ошибки L :

$$\mathbf{w}^* = \arg \min L(\mathbf{X}, \mathbf{y}, \mathbf{w}, g, h). \quad (4)$$

Цель работы состоит в нахождении оптимальной модели g для получения признакового пространства \mathbf{w}^*

Литература

- [1] David M. Alexander, Peter Jurica, Chris Trengove, Andrey R. Nikolaev, Sergei Gepshtein, Mikhail Zvyagintsev, Klaus Mathiak, Andreas Schulze-Bonhage, Johanna Ruescher, Tonio Ball, and Cees van Leeuwen. Traveling waves and trial averaging: The nature of single-trial and averaged brain responses in large-scale cortical signals. *NeuroImage*, 73:95–112, jun 2013.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] Cesar Marquez Chin, Milos R Popovic, Adam Thrasher, Tracy Cameron, Andres Lozano, and Robert Chen. Identification of arm movements using correlation of electrocorticographic spectral components and kinematic recordings. *Journal of Neural Engineering*, 4(2):146–158, apr 2007.
- [5] John P. Donoghue. Bridging the brain to the world: A perspective on neural interface systems. *Neuron*, 60(3):511–521, nov 2008.
- [6] Andrey Eliseyev and Tetiana Aksenova. Penalized multi-way partial least squares for smooth trajectory decoding from electrocorticographic (ECoG) recording. *PLOS ONE*, 11(5):e0154878, may 2016.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] Anastasia Motrenko and Vadim Strijov. Multi-way feature selection for ECoG-based brain-computer interface. *Expert Systems with Applications*, 114:402–413, dec 2018.
- [12] 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.
- [13] J.I. Sirven. Electrocorticogram (ECOG). In *Encyclopedia of the Neurological Sciences*, pages 1080–1083. Elsevier, 2014.
- [14] Yilin Song, Yao Wang, and Jonathan Viveni. Unsupervised learning of spike patterns for seizure detection and wavefront estimation of high resolution micro electrocorticographic (μ ECoG) data. *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 16(6):418–427, sep 2017.
- [15] 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.