
Исследование свойств локальных моделей при пространственном декодировании сигналов головного мозга

Маркин В. О

markin.vo@phystech.edu

Московский физико-технический институт

В работе рассматривается задача построения оптимального признакового описания в зада-
че декодирования сигналов головного мозга. Электрические сигналы в коре записываются
при помощи электрокортикографии (ECoG). Исходное признаковое пространство коррели-
ровано, модель прогнозирования неустойчива. Для решения задачи предлагается построить
локальную модель для аппроксимации сигнала, что позволяет снизить размерность при-
знакового пространства и учесть его пространственную структуру. В статье приведены
результаты численных экспериментов на данных электрокортикограмм головного мозга
обезьян. Также проводится сравнение различных методов отбора признаков и гипотез по-
рождения данных

Ключевые слова: *feature selection, brain-computer interface, decoding electrocorticographic
data*

Введение

Нейрокомпьютерный интерфейс (BCI) позволяет считывать сигналы нейронов голов-
ного мозга и преобразовывать их в команды для исполняющей системы. Исследования в
данной области позволяют восстанавливать дееспособность людей с нарушениями двига-
тельных функций организма. В качестве примера можно привести управление роботизи-
рованным протезом посредством мозговых импульсов.

Мозговая активность представляет собой совокупность электрических импульсов различ-
ной амплитуды и частоты, возникающих в коре головного мозга. Электроды, закреплен-
ные в коре, позволяют считывать эти сигналы для их дальнейшей обработки алгоритмами
нейрокомпьютерного интерфейса. В последнее время большое количество работ посвяще-

но методам считывания мозговой активности и декодированию информации.

Стандартные подходы состоят в извлечении информативных признаков из пространственных, частотных и временных характеристик сигнала[1, 2]. Большинство методов в смежных работах исследуют частотные характеристики[3, 4, 5]. Наиболее распространёнными моделями являются алгоритмы PLS[6, 7, 4], PCA[8, 9]. В работе [10] используются алгоритмы, построенные на скрытых марковских моделях. В работах [5, 9] авторы рассматривают различные участки сигнала в виде слов. В работе [11] задача отбора признаков сводится к задаче квадратичного программирования (Quadratic Programming Feature Selection [12]). Также для решения задачи используются нейросетевые модели[13]. В этой работе для извлечения признаков используются свёрточная нейронная сеть, а для предсказания - сеть LSTM.

В данной работе для улучшения качества предсказания предлагается построить локальную модель аппроксимации сигнала, поступающего от электродов. Параметры полученной локальной модели можно использовать в качестве нового признакового описания. Данный подход позволит снизить размерность пространства признаков и повысит устойчивость модели. Помимо этого, для достижения лучшего качества предлагается использовать признаки, приведенные в работе [14]. В данной статье предлагается перед непосредственным предсказанием траектории кисти определять движется ли она в данный момент или нет. Также предлагается предсказывать не только траекторию руки, а ее скорость, так как скорость сильнее коррелирована с импульсами, чем координата.

В вычислительном эксперименте используются данные электрокортикограмм обезьян с сайта neurotycho.org.

Литература

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] César Márquez 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.
- [4] Andrey Eliseyev and Tatiana Aksenova. Stable and artifact-resistant decoding of 3d hand trajectories from ecog signals using the generalized additive model. *Journal of Neural Engineering*, 11, oct 2014.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] Yilin Song, Yao Wang, and Jonathan Viventi. 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.
- [10] 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.
- [11] Anastasia Motrenko and Vadim Strijov. Multi-way feature selection for ecog-based brain-computer interface. *Expert Systems with Applications*, 114, 07 2018.
- [12] I Rodriguez-Lujan, R Huerta, C Elkan, and C Santa Cruz. Quadratic programming feature selection. *Journal of Machine Learning Research*, 2010.

- 69 [13] Ziqian Xie. Deep learning approach for brain machine interface. 2018.
- 70 [14] Nicholas Szrama David T Bundy, Mrinal Pahwa and Eric C Leuthardt. Decoding three-
71 dimensional reaching movements using electrocorticographic signals in humans. *Journal of Neural*
72 *Engineering*, 13, feb 2016.