Прогнозирование намерений. Построение оптимальной модели декодирования сигналов при моделировании нейрокомпьютерного интерфейса.

Шеменев A.A., Cyxoдольский H.Д., Hacedkuh M.A. aleksandr.shemenev@frtk.ru $M\Phi T H (\Gamma Y)$

В данной работе на основе наборов данных сигналов мозга ECoG/EEG предлагается построить систему, решающую задачу декодирования сигналов, по которым можно смоделировать поведение субъекта вплоть до движения частей его конечностей. В качестве этапов построения такой системы были решены задачи предобработки данных, выделения признакового пространства, снижения размерности. Особое внимание уделяется выбору модели оптимальной сложности. В работе учитывается комплексная природа сигнала: непрерывная траектория движения, наличие дискретных структурных переменных, наличие непрерывных переменных.

Введение

Нейрокомпьютерный интерфейс (НКИ) переводит нейронные сигналы в машинные команды. Эта технология позволяет вернуть людям с ограниченными возможностями потерянную мобильность. Сигналы мозга, полученные с помощью EEG и MEG, активно изучаются в частности с целью предсказания движения руки [1]. Целью данной работы является построение оптимальной модели декодирования сигналов мозга ECoG/EEG. В модели учитываться особенности исходных данных, а именно комплексная природа сигнала. Во внимание берется непрерывная траектория движения, наличие дискретных структурных переменных. Для обработки подобных сигналов головного мозга целесообразно использовать инструменты многофакторного (тензорного) анализа [2]. Кроме того, в современных исследованиях [3], посвященных рассматриваемой проблеме, эффективно используется метод наименьших частных квадратов (partial least squares) [4] наряду с методом главных компонент (principal component analysis) [5]. Оба метода решают задачу сокращения размерности данных и предлагаются для создания модели декодирования сигналов мозга. Исследование проводится на основе данных из библиотеки сигналов человеческого мозга ECoG [6].

Литература

- [1] Stephan Waldert. Hand movement direction decoded from MEG and EEG // The Journal of Neuroscience. 2008. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18216207
- [2] Andrey Eliseyev. L1-Penalized N-way PLS for subset of electrodes selection in BCI experiments // The Journal of Neuroscience. 2011. http://iopscience.iop.org/article/10.1088/1741-2560/9/4/045010/pdf
- [3] Andrey Eliseyev. Iterative N-way partial least squares for a binary self-paced brain-computer interface in freely moving animals // The Journal of Neuroscience. 2011. http://iopscience.iop.org/article/10.1088/1741-2560/8/4/046012/pdf
- [4] Kee Siong Ng. A Simple Explanation of Partial Least Squares // http://users.cecs.anu.edu.au/~kee/pls.pdf
- [5] Matt Brems. A One-Stop Shop for Principal Component Analysis // https://towardsdatascience.com/a-one-stop-shop-for-principal-component-analysis-5582fb7e0a9c

- [6] Kai J. Miller. A Library of Human Electrocorticographic Data and Analyses // https://stacks.stanford.edu/file/druid:zk881ps0522/kjm_ECoGLibrary_v7.pdf
- [7] V.K. Jirsa. Spatiotemporal forward solution of the EEG and MEG using network modeling // IEEE. 2002. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1009385