

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

Шеменив А. А. , Суходольский Н. Д. , Наседкин И. А.

`aleksandr.shemenев@frtk.ru`

МФТИ (ГУ)

В данной работе предлагается построить систему, решающую задачу декодирования сигналов, на основе наборов данных сигналов мозга ECoG/EEG. Это позволит смоделировать поведение субъекта вплоть до движения частей его конечностей. В качестве этапов построения системы решаются задачи предобработки данных, выделения признакового пространства, снижения размерности. Выбирается модель 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. В частности с помощью сигналов мозга, полученных благодаря EEG и MEG, предсказывается движение руки человека [7].

Одним из этапов создания НКИ является построение оптимальной модели и системы декодирования нейронных сигналов. В качестве исходных данных в подобных задачах используются сигналы мозга ECoG. Это обусловлено их высоким качеством и пространственным разрешением [4].

Сигналы ECoG имеют тензорную структуру. Для обработки подобных сигналов головного мозга целесообразно использовать инструменты многофакторного (тензорного) анализа [3]. Кроме того, в современных исследованиях [2], посвященных рассматриваемой проблеме, эффективно используется метод наименьших частных квадратов (partial least squares) [6] наряду с методом главных компонент (principal component analysis) [1]. Это обусловлено огромной размерностью пространства сигналов ECoG. Оба метода решают задачу сокращения большой размерности исходных данных и предлагаются для создания модели декодирования сигналов мозга.

Целью данной работы является построение оптимальной модели декодирования сигналов мозга ECoG. В модели учитываются особенности исходных данных, а именно комплексная природа сигнала. Во внимание берется непрерывная траектория движения, наличие дискретных структурных переменных. Исследование проводится на основе данных из библиотеки сигналов человеческого мозга ECoG [5].

Постановка задачи

В качестве выборки используются данные, полученные с помощью электрокортикографии. Это многомерные временные ряды $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^N$, характеризующие зависимость напряжения на N электродах (каналах) от времени. Им сопоставляются временные ряды $\mathbf{y}(t) \in \mathbb{R}^M$, описывающие положение M дискретных структурных переменных (пальцев, движение суставов). Целью работы является построение оптимальной модели

$$f : \mathbf{X} \times \mathbf{W} \rightarrow \mathbf{Y},$$

где $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times T \times L \times F}$, $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{M \times T \times L}$ — матрицы, т.ч. $x_{ijlf} = s_{ilf}(t_j)$ и $y_{ij} = y_i(t_j)$. L — объем выборки, F — частотный диапазон выборки. Матрица \mathbf{W} характеризует модель и в качестве элементов содержит её параметры.

Важной подзадачей работы является правильное построение признакового пространства исходных и предсказываемых данных, а именно структуры матриц \mathbf{X} и \mathbf{Y} . Кроме того, необходимо учесть корреляцию данных и естественные ограничения $\mathbf{y}(t)$ на этапе построения модели и предсказывать положение дискретных переменных совместно.

Так как исходные данные имеют большую размерность, в качестве базовой модели предлагается использовать PLS с применением линейной регрессии, нейронной сети. Тогда формальная постановка задачи

$$\arg \min_{\mathbf{w} \in \mathbb{R}^n} L(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, f) = \mathbf{w}^*,$$

где L — функция ошибки. В самом простом случае L может быть квадратичная ошибка

Литература

- [1] Matt Brems. a one-stop shop for principal component analysis. A one-stop shop for principal component analysis.
- [2] Andrey Eliseyev. iterative n-way partial least squares for a binary self-paced brain-computer interface in freely moving animals. *Journal of Neural Engineering*, 2011.
- [3] Andrey Eliseyev. l1-penalized n-way pls for subset of electrodes selection in bci experiments. *Journal of Neural Engineering*, 2011.
- [4] Nanying Liang and Laurent Bougrain. decoding finger flexion from band-specific ecog signals in humans. *Frontiers in Neuroscience*, 2012.
- [5] Kai J. Miller. *a library of human electrocorticographic data and analyses*. Department of Neurosurgery, Stanford University.
- [6] Kee Siong Ng. a simple explanation of partial least squares. A simple explanation of partial least squares.
- [7] Stephan Waldert. hand movement direction decoded from meg and eeg. *The Journal of Neuroscience*, 2008.