

# Построение оптимальной модели декодирования сигналов при моделировании нейрокомпьютерного интерфейса по данным ECoG.\*

Крюков М.А.<sup>1</sup>, Шеменев А.А.<sup>1</sup>, Латыпова Г.Р.<sup>1</sup>, Бородулин И.С.<sup>1</sup>,  
Борзилов А.В.<sup>1</sup>

kryukov.ma@phystech.edu

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

В данной работе решается задача декодирования сигналов головного мозга ECoG/EEG. Предлагается построить систему декодирования этих сигналов. Это позволит смоделировать поведение субъекта вплоть до движения частей его конечностей. В работе учитывается комплексная природа сигнала: непрерывная траектория движения, наличие дискретных структурных переменных, наличие непрерывных переменных. В качестве этапов построения системы решаются задачи предобработки данных, выделения признакового пространства, снижения размерности. Исследование сосредоточено на выборе модели оптимальной сложности.

**Ключевые слова:** *электрокортикография, нейрокомпьютерный интерфейс, PLS, wavelet-преобразование*

## 1 Введение

Задача нейрокомпьютерного интерфейса (НКИ) заключается в построении системы, которая способна декодировать комплексные сигналы мозга и восстанавливать различные человеческие когнитивные и сенсорно-моторные функции. Наиболее часто НКИ используется для возврата людям с ограниченными возможностями речи [8], [18] и мобильности [18], [6] [5]. Однако, из-за сложного устройства строения мозга и недостаточного понимания процессов дифференциации и регуляции физиологических процессов построение системы, способной точно имитировать восстановленную локомоцию все еще представляется затруднительным [17]. Тем не менее, в последнее десятилетие наблюдается резкий прирост интереса к данной проблеме [17] и к методам её исследования. В данной статье мы ограничимся только проблемой декодирования сигналов движения конечностей.

При решении задачи нейрокомпьютерного интерфейса очень важно правильно составить систему взаимодействия между сигналами мозга и, в нашем случае, движениями конечностей. Данные по электрической активности мозга можно получить неинвазивными (EEG и MEG) и инвазивными методами (ECoG). Неинвазивные методы по сравнению с инвазивными обладают меньшим временным и пространственным разрешением [17], [20]. Также они восприимчивы к различным артефактам в данных и требуют длительной подготовки пользователя [10]. Тем не менее данные EEG и MEG активно используются в исследованиях [21]. В частности с помощью сигналов мозга EEG и MEG предсказывается движение руки человека [21], [19], [15]. В данной работе используются данные, полученные инвазивными методами (ECoG), которые показали свою эффективность и стабильность [10].

В данном исследовании рассматривается проблема декодирования сигналов мозга при моделировании движений отдельных пальцев, что предполагается возможным из-за пространственной дифференциации электрических сигналов движений отдельных пальцев

---

\*Работа выполнена при поддержке консультанта и кофейни через дорогу, проект № 48-15-16-2342. Научный руководитель: Стрижов В.В. Задачу поставил: Эксперт И. О. Консультант: Исаченко Р.

[12]. Выбор данной темы обусловлен важностью восстановления моторной функции сжатия/расжатия кисти, а также небольшим количеством исследований данной задачи. Благодаря высокому пространственному разрешению данных возможность реализации более В [7] построенная модель основывается на данных электрических сигналов, снятых с активности мозга макаки-резус, что не подходит для человеческого НКИ. В [11] не используется метод понижения размерности пространства, необходимый при наблюдаемой зависимости между исходными данными, которая может привести к неустойчивости коэффициентов модели.

В процессе построения модели очень важно наилучшим образом обработать исходные данные ECoG для дальнейшего выделения свойств ("фичей") системы. Обычно применяется спектральный анализ [9], вейвлет-преобразование [14], либо разложение через амплитудную модуляцию, что показало наилучшую эффективность [1]. После обработки подобных сигналов головного мозга целесообразно использовать инструменты многофакторного (тензорного) анализа [4]. В современных исследованиях [3], эффективно используется метод наименьших частных квадратов (partial least squares) [16] наряду с методом главных компонент (principal component analysis) [2].

## 2 Постановка задачи

В качестве исходных данных используются наборы сигналов с BCI Competition IV [13]. Датасет содержит сигналы ECoG, записанные с коры головного мозга трех различных субъектов с помощью массива платиновых электродов. Исходные данные были получены с частотой 1000 Hz. Данные изначально разделены на датасеты для обучения (2/3) и валидации (1/3). Собранные в ходе эксперимента данные ECoG состоят из многомерных временных рядов  $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^{N_{ch}}$  со значениями напряжения на  $N_{ch}$  электродах, а также многомерный временной ряд  $\mathbf{y}(t) \in \mathbb{R}^5$ , содержащий значения амплитуд сжатия каждого из 5 пальцев. Далее эти данные собираются в образец  $(\mathbf{D}, \mathbf{Y})$

$$\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{M \times T \times F \times N_{ch}}, \quad (1)$$

$$\mathbf{D}_{(m, :, :, :)} = \mathbf{X}_m, \quad (2)$$

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1^T, \dots, \mathbf{y}_M^T]^T, \quad (3)$$

где каждое наблюдение соответствует определенной комбинации амплитуд сжатия  $\mathbf{y}_m = \mathbf{y}(t_m)$  и матрице  $\mathbf{X}_m \in \mathbb{R}^{T \times F \times N_{ch}}$

Задача заключается в построении временного ряда для амплитуд сжатия руки  $\mathbf{Y}$ , используя  $\mathbf{X}_m$ ,  $m = 1, \dots, M$

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. Для выделения признакового пространства предлагается для каждого пальца определить подмножество из множества признаков с наибольшим коэффициентом корреляции. Сделать это можно, например, полным перебором множества подмножеств [11].

Так как движение 3, 4, 5 пальцев коррелированы, ставится под вопрос возможность декомпозиции суммарного ECoG сигнала в суперпозицию независимых сигналов для каждого пальца.

Из-за большой размерности и зависимостей как в исходных данных, так и в предсказываемых предлагается использовать понижающие размерность алгоритмы для получения

матрицы признаков  $\mathbf{X}_m$ . Одними из таких методов являются PCA и PLS, которые позволяют решить проблему мультиколлинеарности. Кроме того, при оптимальном выделении признакового пространства и предобработке исходных данных простая линейная регрессия достаточно эффективна для подобного класса задач [11]. Таким образом,

$$\hat{\mathbf{y}}_m = \hat{\mathbf{w}}\mathbf{X}_m \quad (4)$$

где  $\hat{\mathbf{w}}$  - вектор весов, минимизирующий квадрат суммы остатков:

$$\hat{\mathbf{w}} = \arg \min_{\mathbf{w}} \|\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}\|^2 \quad (5)$$

где  $\hat{\mathbf{Y}} = [\hat{\mathbf{y}}_1^T, \dots, \hat{\mathbf{y}}_M^T]^T$ .

Используется квадратичная функция потерь, т.к. она удобна при работе с пространственными координатами и отклонениями от положения равновесия [22].

### 3 Базовый алгоритм

Базовым алгоритмом является метод частичных наименьших квадратов (PLS). Этот метод находит направления, соответствующие большой дисперсии  $x_j$  и имеющие большую корреляцию с откликом  $y$ .

Пусть  $y$  центрированы и  $x_j$  нормализовано так, что имеет среднее 0, дисперсию 1.

1:  $y^{(0)} := \bar{y}$

2:  $x_j^{(0)} := x_j \ (j = 1, 2, \dots, p)$

3: для  $m = 1, \dots, p$

4:  $z_m := \sum_{j=1}^p \varphi_{mj} x_j^{(m-1)}$ , где  $\varphi_{mj} = \langle y, x_j^{(m-1)} \rangle$

5:  $y^{(m)} := y^{(m-1)} + \Theta_m z_m$ , где  $\Theta_m = \frac{\langle y, z_m \rangle}{\langle z_m, z_m \rangle}$

6:  $x_j^{(m)} := x_j^{(m-1)} - \frac{\langle x_j^{(m-1)}, z_m \rangle}{\langle z_m, z_m \rangle} z_m \ (j = 1, \dots, p)$

7: Возвратить  $y^{(m)} \ (m = 1, \dots, p)$  и  $w_{jm}^{pls} = \sum_{l=1}^m \varphi_{lj} \Theta_l$

В итоге, на выходе алгоритма получаем решение  $y^{(m)} = \sum_{j=1}^p w_{jm}^{pls} x_j \ (m = 1, \dots, p)$

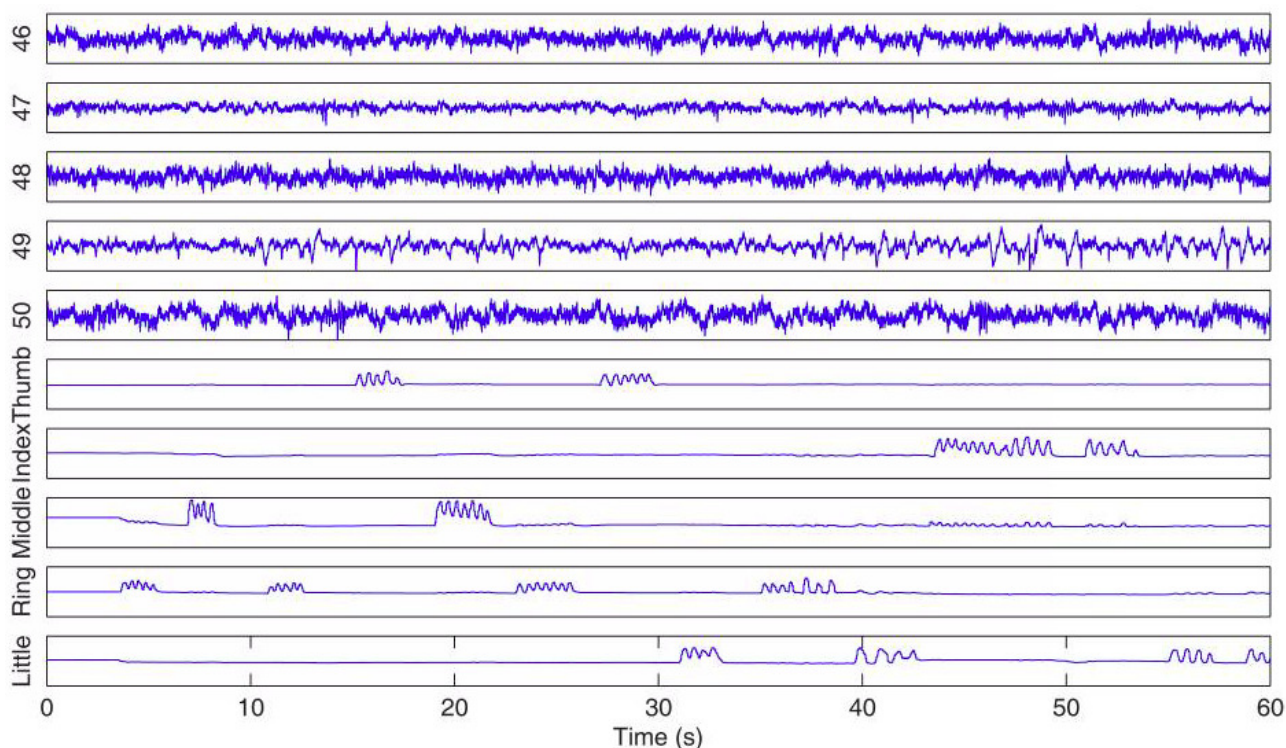
## 4 Вычислительный эксперимент

### 4.1 Цель эксперимента

Целью эксперимента является проверка возможности декодирования исходных сигналов ECoG в сигналы для каждого из пальцев. Для этого в том числе необходимо определить оптимальные параметры алгоритмов предобработки и выбора признаков.

### 4.2 Описание выборки

В качестве обучающей выборки применяется датасет с 4<sup>th</sup> Brain-Computer Interface Data Competition [13]. Он использовался для предсказания степени сжатия пальцев человеческой руки по сигналам ECoG. Последние были получены с помощью массива из 48-64 платиновых электродов диаметром 4 мм. Расстояние между ними составляло 1 см. С помощью полосового фильтра были выделены сигналы с диапазоном частот от 0.15 до 200 Гц, которые были считаны с частотой 1 кГц. В качестве субъектов исследования выступили три больных эпилепсией человека. В течении 10 минут субъекты должны были 2 секунды двигать пальцем, название которого каждые 4 секунды отображалось на экране.



**Рис. 1** Пример данных. Сигналы ECoG каналов 46-50 (сверху) и соответствующие движения пальцев (внизу) для первых 60 секунд датасета

В результате был получен датасет, состоящий из многомерного временного ряда. Один элемент такого ряда содержит значения напряжений на каждом из электродов массива.

### 4.3 Препроцессинг данных

Для подготовки ECoG сигнала (который в необработанном виде представлен в виде зависимости  $U(t)$ ) обычно REFERENCE используется Morlet wavelet-преобразование для перехода к временно-частотному представлению. Также в REFERENCE используется представление сигнала через амплитудно-модулированные компоненты.

### 4.4 Модель

Модель заключается в прямом переборе различных процессированных временных рядов, соответствующим различным электродам, а точнее перебором множества подмножеств рядов для формирования наборов признаков, обладающих наибольшей корреляцией с каждым из пальцев. Также с помощью PLS выполняется переход в признаковое пространство меньшей размерности, что решает проблему мультиколлинеарности обучающей выборки. Далее применяется линейная регрессия.

### 4.5 Анализ ошибки

В поставленном эксперименте минимальная ошибка равная 358.501 достигается при выборе 61 канала для PLS и снижении их количества до 8. В других условиях ошибка растет до 360. Для уменьшения ошибки в будущем предполагается провести более тщательный отбор признаков, а также учёт других факторов, влияющих на рост ошибки.

### 4.6 Анализ структуры модели

Модель выдаёт большие осцилляции итоговой амплитуды сжатия/расжатия пальцев, что возможно исправить с помощью сжатия частотной полосы пропускания в верхней

области. Таким образом полученные движения должны быть более "гладкими" что должно привести к улучшению модели. Тем не менее сенсорно-моторные ритмы в основном состоят из сигналов, состоящих из больших частот.

## 4.7 Результат

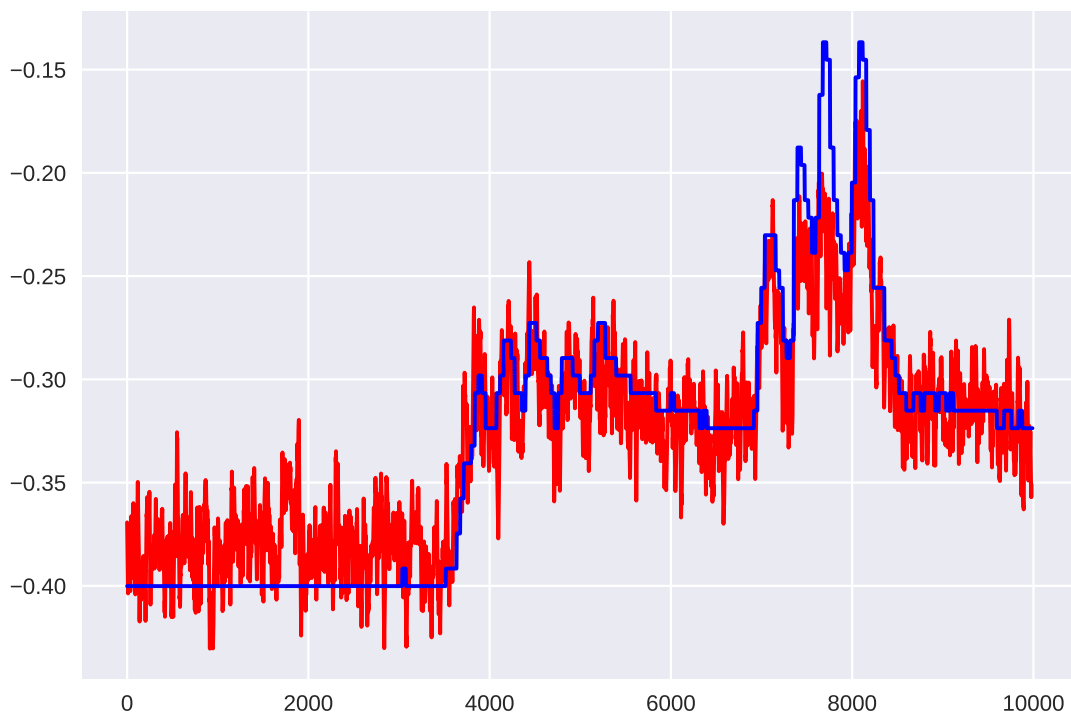


Рис. 2 Красный - предсказанный, синий - фактический

## 5 Вывод

### Литература

- [1]
- [2] Matt Brems. A one-stop shop for principal component analysis. A one-stop shop for principal component analysis.
- [3] 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.
- [4] Andrey Eliseyev. l1-penalized n-way pls for subset of electrodes selection in bci experiments. *Journal of Neural Engineering*, 2011.
- [5] G. Muller G. Krausz G. Pfurtscheller, C. Guger and C. Neuper. Brain oscillations control hand orthosis in a tetraplegic. *Neuroscience Letters*, 292(3):211–4, 2000.
- [6] Leigh R. Hochberg, Daniel Bacher, Beata Jarosiewicz, Nicolas Y. Masse, John D. Simeral, Joern Vogel, Sami Haddadin, Jie Liu, Sydney S. Cash, Patrick van der Smagt, and John P. Donoghue.

- Reach and grasp by people with tetraplegia using a neurally controlled robotic arm. *Neuroscience Letters*, 485:372, 2000.
- [7] Z T Irwin, K E Schroeder, P P Vu, A J Bullard, D M Tat, C S Nu, A Vaskov, S R Nason, D E Thompson, J N Bentley, P G Patil, and C A Chestek. Neural control of finger movement via intracortical brain-machine interface. *Journal of Neural Engineering*, 14(6):066004, 2017.
  - [8] D. McFarland J. R. Wolpaw and T. M. Vaughan. Brain-computer interface research at the wadsworth center. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8:222–226, 2000.
  - [9] D. J. Krusienski, D. J. McFarland, and J. R. Wolpaw. An evaluation of autoregressive spectral estimation model order for brain-computer interface applications. In *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 1323–1326, Aug 2006.
  - [10] Eric C Leuthardt, Gerwin Schalk, Jonathan R Wolpaw, Jeffrey G Ojemann, and Daniel W Moran. A brain-computer interface using electrocorticographic signals in humans. *Journal of Neural Engineering*, 1(2):63, 2004.
  - [11] Nanying Liang and Laurent Bougrain. Decoding finger flexion from band-specific ecog signals in humans. June 28 2012.
  - [12] K. J. Miller, J. G. Ojemann, and J. M. Henderson. Instantaneous interactions between brain sites can distinguish movement from rest but are relatively poor at resolving different movement types. In *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 5200–5203, Aug 2014.
  - [13] Kai J. Miller and Gerwin Schalk. Prediction of finger flexion. *4th Brain-Computer Interface Data Competition*, 2008.
  - [14] Anastasia Motrenko and Vadim Strijov. Multi-way feature selection for ecog-based brain-computer interface. *Expert Systems with Applications*, 114:402 – 413, 2018.
  - [15] Gernot R. Müller-Putz, Reinhold Scherer, Gert Pfurtscheller, and Rüdiger Rupp. Eeg-based neuroprosthesis control: A step towards clinical practice. *Neuroscience Letters*, 382(1):169–174, 2005.
  - [16] Kee Siong Ng. A simple explanation of partial least squares. A simple explanation of partial least squares.
  - [17] Luis Fernando Nicolas-Alonso and Jaime Gomez-Gil. Brain computer interfaces, a review. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 12:1211–1279, 2012.
  - [18] M. M. Moore K. Adams P. R. Kennedy, R. A. E. Bakay and J. Goldthwaite. Direct control of a computer from the human central nervous system. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8:198–202, 2000.
  - [19] Gert Pfurtscheller, Gernot R Müller, Jörg Pfurtscheller, Hans Jürgen Gerner, and Rüdiger Rupp. ‘thought’ – control of functional electrical stimulation to restore hand grasp in a patient with tetraplegia. *Neuroscience Letters*, 351(1):33 – 36, 2003.
  - [20] R. Srinivasan, P. L. Nunez, and R. B. Silberstein. Spatial filtering and neocortical dynamics: estimates of eeg coherence. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 45(7):814–826, July 1998.
  - [21] Stephan Waldert. Hand movement direction decoded from meg and eeg. *The Journal of Neuroscience*, 2008.
  - [22] Ziqian Xie. Decoding of finger trajectory from ecog using deep learning. *Journal of Neural Engineering*, page 7, 2018.