

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

*Кудрявцева П.Ю.*

polinakud13@gmail.com

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

При построении систем нейрокомпьютерного интерфейса возникает проблема наличия зависимости в исходных данных. Для построения устойчивой прогностической модели необходимо провести процедуру выбора признаков и снизить размерность исходных данных. В работе предлагается систематический подход к построению модели, учитывающий зависимости в исходном пространстве сигналов и в пространстве целевой переменной. Исследуются алгоритмы построения систем нейрокомпьютерного интерфейса, проведен подробный анализ ошибки различных алгоритмов на реальных данных. Исследовано влияние тензорной структуры данных на качество модели.

**Ключевые слова:** *отбор признаков, нейрокомпьютерный интерфейс, PLS, QPFS.*

## 1 Введение

Цель работы – построить систему нейрокомпьютерного интерфейса (НКИ). Предлагается декодировать сигналы мозга ECoG/EEG и спрогнозировать движение конечности субъекта. Главной проблемой является наличие сильной корреляции исходных сигналов. Модель, обученная на избыточных данных, является нестабильной. Необходимо избавиться от лишних зависимостей. Для этого применяются методы снижения размерности пространства и выбора признаков.

В качестве алгоритма снижения размерности в работе используется метод частичных наименьших квадратов [7]. Этот метод позволяет получить эффективные и информативные линейные комбинации старых признаков. Алгоритм проецирует признаковую матрицу  $\mathbf{X}$  и целевую матрицу  $\mathbf{Y}$  в пространство меньшей размерности, сохраняя максимальное количество информации об исходных матрицах. В новом пространстве признаки в проекции матрицы  $\mathbf{X}$  линейно независимы.

---

\*Научный руководитель: Стрижов В. В. Консультант: Исаченко Р. В.

Также, максимизируется взаимосвязь между проекциями. После проецирования максимизируется линейная зависимость между столбцами проекций [4]. В [3] доказана эффективность рекурсивного PLS для быстрой реакции системы НКИ на поступающие сигналы. В [2], [1] предложены многомодальные модификации алгоритма PLS.

Выбор признаков осуществляется алгоритмом выбора признаков с помощью квадратичного программирования (QPFS). Алгоритм формулирует задачу отбора признаков в виде задачи квадратичного программирования. Решение этой задачи позволяет выбрать независимые признаки, релевантные целевому вектору [6]. В [5] исследуется задача выбора признаков для построения систем нейрокомпьютерных интерфейсов. В статье представлена модификация алгоритма QPFS, которая позволяет применять его к многомерным данным, в том числе для задачи построения НКИ. Доказана эффективность модификации алгоритма для большого количества признаков, по сравнению с другими алгоритмами снижения размерности.

В этой статье объединены существующие подходы к решению задачи построения системы НКИ. Предлагается стандарт для декодирования сигналов ECoG/EEG. Предложен алгоритм анализа имеющихся зависимостей в исходных данных.

## 2 Постановка задачи

Данные ECoG состоят из многомерных временных рядов, содержащих информацию о напряжении на 32 электродах. Задача заключается в предсказании по сигналам ECoG позиции руки субъекта в следующие моменты времени. По данным строится матрица признаков  $\mathbf{X}' \in \mathbb{R}^{m \times h \times 32}$  с  $m$  наблюдениями, содержащими  $h$  значений напряжения для каждого из 32 электродов, и целевых значений  $\mathbf{Y}' \in \mathbb{R}^{m \times k}$ , где  $k$  – координаты позиции руки.

В считываемых данных присутствуют линейные зависимости. Вследствие зависимостей линейная модель, построенная по этим данным, является неустойчивой. Для решения этой проблемы необходимо учитывать корреляцию данных на этапе построения модели и использовать алгоритмы, снижения размерности, для получения новой матрицы признаков и целевой матрицы. Для этого проводится снижение размерности данных с использованием алгоритма PLS и выбор признаков с использованием алгоритма QPFS. Алгоритм PLS позволяет получить информативные линейные комбинации исходных признаков в качестве новых признаков, а алгоритм QPFS про-

водит отбор независимых признаков. Введем обозначения для матриц после применения одного из алгоритмов. Обозначим новую целевую матрицу  $X$ , где  $g(\mathbf{X}') = \mathbf{X}$ ,  $g : \mathbb{R}^{m \times h \times 32} \rightarrow \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $n$  - новая размерность матрицы признаков. Новая признаковая матрица  $Y$ , где  $g'(\mathbf{Y}') = \mathbf{Y}$ , где  $g' : \mathbb{R}^{m \times k} \rightarrow \mathbb{R}^{m \times r}$ ,  $r$  - новая размерность целевой матрицы. После выделения оптимального признакового пространства предполагается, что между новой матрицей признаков  $\mathbf{X}$  и  $\mathbf{Y}$  существует зависимость:

$$\mathbf{Y} = f(\mathbf{X}, \boldsymbol{\Theta}) + \varepsilon,$$

47 где  $\varepsilon \in \mathbb{R}^{m \times r}$  - матрица остатков,  $\boldsymbol{\Theta} \in \mathbb{R}^{r \times n}$  - параметры модели.

Задача прогнозирования положения конечности сводится к поиску матрицы параметров  $\boldsymbol{\Theta}$  по данным  $\mathbf{X}$ ,  $\mathbf{Y}$ . Оптимальные параметры определяются минимизацией квадратичной функции ошибки:

$$L(\boldsymbol{\Theta}, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \|\mathbf{f}(\mathbf{X}, \boldsymbol{\Theta}) - \mathbf{Y}\|_2^2 \rightarrow \min_{\boldsymbol{\Theta}}.$$

48 В частности, будет решаться задача при  $\mathbf{f}(\mathbf{X}, \boldsymbol{\Theta}) = \boldsymbol{\Theta}\mathbf{X}$

## 49 Литература

- 50 [1] Jean Faber Alexander Wyss Napoleon Torres Corinne Mestais Alim Louis Benabid Andrey Eliseyev,  
 51 Cecile Moro and Tetiana Aksenova. Iterative n-way partial least squares for a binary self-paced  
 52 brain-computer interface in freely moving animals. In *Journal of Neural Engineering*, 2012.
- 53 [2] Jean Faber Alexander Wyss Napoleon Torres Corinne Mestais Alim Louis Benabid Andrey Eliseyev,  
 54 Cecile Moro and Tetiana Aksenova. L1-penalized n-way pls for subset of electrodes selection in bci  
 55 experiments. In *Journal of Neural Engineering*, 2012.
- 56 [3] Andrey Eliseyev, Alim-Louis Benabid, and Tatyana I. Aksenova. Recursive multi-way pls for adaptive  
 57 calibration of brain computer interface system. In Timo Honkela, Wlodzislaw Duch, Mark A. Girolami, and  
 58 Samuel Kaski, editors, *Artificial Neural Networks and Machine Learning - ICANN 2011 - 21st International  
 59 Conference on Artificial Neural Networks, Espoo, Finland, June 14-17, 2011, Proceedings, Part II*, volume  
 60 6792 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 17–24. Springer, 2011.
- 61 [4] Anjali Krishnan, Lynne J. Williams, Anthony Randal McIntosh, and Hervé Abdi. Partial least squares (pls)  
 62 methods for neuroimaging: A tutorial and review. *NeuroImage*, 56(2):455–475, 2011.

- 63 [5] Anastasia Motrenko and Vadim V. Strijov. Multi-way feature selection for ecog-based brain-computer  
64 interface. *Expert Syst. Appl*, 114:402–413, 2018.
- 65 [6] Irene Rodríguez-Luján, Ramón Huerta, Charles Elkan, and Carlos Santa Cruz. Quadratic programming  
66 feature selection. *Journal of Machine Learning Research*, 11:1491–1516, 2010.
- 67 [7] Qibin Zhao, Guoxu Zhou, Tülay Adalı, Liqing Zhang, and Andrzej Cichocki. Kernelization of tensor-based  
68 models for multiway data analysis: Processing of multidimensional structured data. *IEEE Signal Process.*  
69 *Mag*, 30(4):137–148, 2013.