

# Локально-аппроксимирующие модели в анализе сигналов головного мозга

Маркин Валерий Олегович

Московский Физико-Технический Институт

25 апреля 2019 г.

# Общее описание исследования

## Задача

По записям электрических импульсов головного мозга восстановить траекторию движения руки.

## Проблема

Исходное признаковое пространство избыточно, признаки сильно коррелированы.

## Предлагаемое решение

Построить локальную модель, учитывающую пространственную структуру сигнала. Использовать параметры модели как новое признаковое описание.

- Anastasia Motrenko and Vadim Strijov. Multi-way feature selection for ecog-based brain-computer interface. Expert Systems with Applications, 114, 07 2018.
- Chao ZC, Nagasaka Y, Fujii N (2010). "Long-term asynchronous decoding of arm motion using electrocorticographic signals in monkeys."Frontiers in Neuroengineering 3:3.
- Andrey Eliseyev and Tetiana Aksenova. Penalized multi-way partial least squares for smooth trajectory decoding from electrocorticographic (ECoG) recording. PLOS ONE, 11(5):e0154878, 2016.

## Описание данных

- $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^{N_{ch}}$  – сигналы.  $N_{ch}$  – число электродов.
- Координаты электродов  $Z = \{(\mathbf{z}_j \in \mathbb{R}^2, j \in \{1 \dots, N_{ch}\})\}$
- Положение кисти в пространстве  $\mathbf{y}(t) \in \mathbb{R}^3$

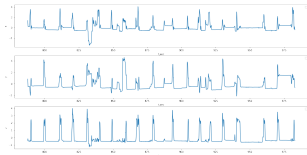


Рис.: Координата руки



Рис.: Пространственное расположение электродов

# Формальная постановка задачи

## Общая схема решения

$$\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^{N_{\text{ch}}} \xrightarrow[\text{model}]{\text{local}} \underline{\Theta}_m \in \mathbb{R}^{N_f \times T \times F} \xrightarrow{\text{PLS}} \mathbf{y}_m \in \mathbb{R}^3$$

$N_f$  – число признаков в новом описании

$F$  – число частот

$T$  – число моментов времени в предыстории

## Локальная модель временного ряда

Локальная модель временного ряда  $\{s_m, m \in \overline{1, M}\}$  – параметрическое отображение

$$g : [s_{m-t}, \dots, s_m] \longrightarrow [\hat{s}_{m-t}, \dots, \hat{s}_m], \forall m \in \overline{t, M}$$

где параметры этого отображения  $\theta_m$  используются в качестве нового описания момента времени  $m$ . При настройке параметров локальной модели не используются ответы  $y_m$ .

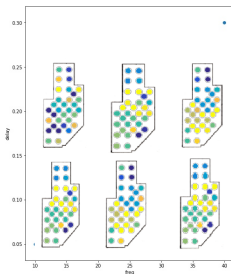
## Используемые локальные модели

**Основная идея:** для описания каждого момента времени учесть его предысторию, пространственные и частотные свойства сигнала.

### Схема проведенных преобразований

$$\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^{N_{\text{ch}}} \xrightarrow[\text{transform}]{\text{spectral}} \underline{\mathbf{X}}_m \in \mathbb{R}^{N_{\text{ch}} \times T \times F} \xrightarrow[\text{model}]{\text{ND}} \underline{\boldsymbol{\Theta}}_m \in \mathbb{R}^{N_{\text{f}} \times T \times F}$$

Процесс построения частотно-временного описания  $\underline{\mathbf{X}}_m$  использует вейвлет-преобразование и подробно описывается в статье<sup>1</sup>.



<sup>1</sup>Chao ZC, Nagasaka Y, Fujii N (2010). "Long-term asynchronous decoding of arm motion using electrocorticographic signals in monkeys." *Frontiers in Neuroengineering* 3:3

# Нормальное распределение

Для учета пространственной структуры сигнала предлагается в качестве признаков использовать выборочные оценки параметров нормального распределения.

$$\mathbf{m}^{(f,t)} = \frac{\sum_{j=1}^{N_{\text{ch}}} s_j \mathbf{z}_j}{\sum_{j=1}^{N_{\text{ch}}} s_j} \quad (1)$$

$$\Sigma^{(f,t)} = \frac{1}{N_{\text{ch}}} \mathbf{Z}^T \text{diag}(s) \mathbf{Z} \quad (2)$$

а так же их производные по времени

$\mathbf{m}'^{(f,t)} = \frac{\mathbf{m}^{(f,t+1)} - \mathbf{m}^{(f,t-1)}}{2\Delta t}$ ,  $\Sigma'^{(f,t)} = \frac{\Sigma^{(f,t+1)} - \Sigma^{(f,t-1)}}{2\Delta t}$ . Число признаков  $N_f$  при таком подходе равно 10.

- Алгоритм PLS находит матрицы  $T, U \in \mathbb{R}^{m \times l}$ , которые лучше всего описывают исходные матрицы  $X, Y$ .
- PLS максимизирует связь (линейную зависимость) матриц  $T, U$ .

$$\underset{m \times n}{\mathbf{X}} = \underset{m \times l}{\mathbf{T}} \cdot \underset{l \times n}{\mathbf{P}} + \underset{m \times n}{\mathbf{F}} = \sum_{k=1}^l \underset{m \times 1}{\mathbf{t}_k} \cdot \underset{1 \times n}{\mathbf{p}_k} + \underset{m \times n}{\mathbf{F}}, \quad (3)$$

$$\underset{m \times r}{\mathbf{Y}} = \underset{m \times l}{\mathbf{U}} \cdot \underset{l \times r}{\mathbf{Q}} + \underset{m \times r}{\mathbf{E}} = \sum_{k=1}^l \underset{m \times 1}{\mathbf{u}_k} \cdot \underset{1 \times r}{\mathbf{q}_k} + \underset{m \times r}{\mathbf{E}}. \quad (4)$$



Проведено сравнение результатов работы алгоритма *PLS* на данных содержащих только частотно-временное описание сигнала,  $\underline{\mathbf{X}}_m$ , и данных, дополнительно учитывающих пространственную структуру,  $\underline{\Theta}_m$

Данные		$n_c = 30$	$n_c = 40$	$n_c = 60$	$n_c = 80$
$\underline{\mathbf{X}}_m$	train	0.62	0.75	0.78	0.82
	test	0.32	0.35	0.35	0.34
$\underline{\Theta}_m$	train	0.46	0.51	0.54	0.59
	test	0.36	0.38	0.41	0.41

Рис.: Коэффициент корреляции для разного количество компонент PLS

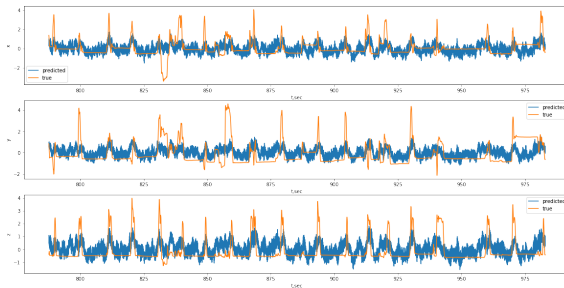


Рис.: Зависимость предсказанной и истинной траекторий от времени

- Предложен метод, учитывающий пространственную структуру сигнала в задаче анализа ECoG
- Проведен численный эксперимент, показывающий эффективность предложенного решения
- Подтверждена гипотеза об избыточности признаков и необходимости понижения размерности

- Использование других локальных моделей
- Применение локальных моделей к целевой функции
- Борьба с переобучением
- Проведение сравнения с существующими методами