

# Исследование локальных моделей в анализе сигналов головного мозга

Филатов А.В, Маркин В.О, Стрижов В.В.

Московский физико-технический институт  
Факультет управления и прикладной математики  
Кафедра интеллектуальных систем

26 апреля 2020 г.

## Задача

Восстановление траектории движения руки на основе электрических сигналов головного мозга

## Проблема

Избыточность и коррелированность исходного признакового пространства.

## Решение

Построение локальной модели с учетом пространственной структуры сигнала.  
Получение при помощи локальной модели нового признакового описания.

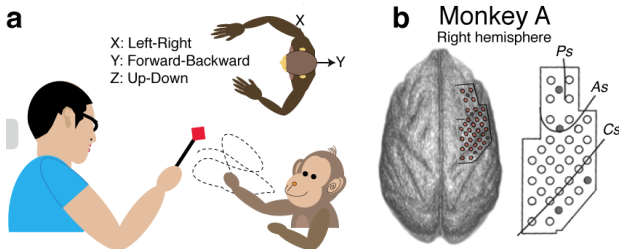


Рис.: Изображение задачи

## Задача

Данные представляют собой временной ряд амплитуд сигналов  $\mathbf{X}(t) \in \mathbb{R}^m$ . По ним требуется предсказать положение запястья в следующем момент времени  $\mathbf{y}(t+1) \in \mathbb{R}^3$ .

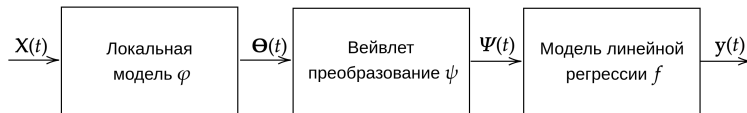


Рис.: Функциональная схема решения

Решение задачи строится как композиция:

$$g^* = f \circ \psi \circ \varphi,$$

где  $\varphi$  — локальная модель, а  $f$  — решение задачи регрессии методом частичных квадратов, а  $\psi$  — вейвлет преобразование.

## Определение

Локальная модель — совокупность двух параметрических отображений:  $\varphi$  и  $\tilde{\varphi}$ :

$$\varphi : \mathbb{R}^{n \times k_1} \rightarrow \mathbb{R}^{n \times k_2}$$

$$\tilde{\varphi} : \mathbb{R}^{n \times k_2} \rightarrow \mathbb{R}^{n \times k_1}$$

$$\tilde{\varphi}^*, \varphi^* = \arg \min_{\tilde{\varphi}, \varphi} \|\mathbf{X} - \tilde{\varphi} \circ \varphi(\mathbf{X})\|_2,$$

где  $\varphi$  отображает исходное признаковое пространство в скрытое пространство, а  $\tilde{\varphi}$  отображает скрытое пространство меньшей размерности в исходное признаковое пространство.

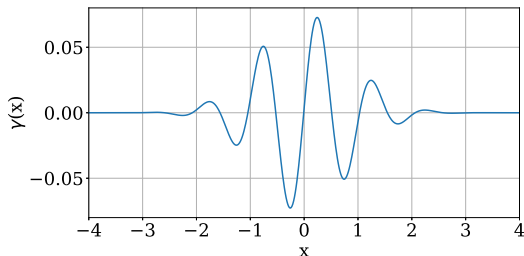


Рис.: Вейвлет типа Morlet

## Определение

Вейвлет-преобразование — интегральное преобразование, которое представляет собой свертку вейвлет-функции  $\gamma(t)$  с сигналом  $\Theta(t)$ .

В случае дискретных наборов преобразование имеет вид  $\{\tau_1 \dots \tau_N\}, \{s_1 \dots s_M\}$ :

$$\Psi_{nm} = \int_{-\infty}^{+\infty} \Theta(t) \frac{1}{\sqrt{s_m}} \gamma^* \left( \frac{t - \tau_n}{s_m} \right) dt,$$

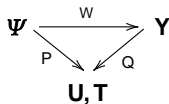


Рис.: Схема метода частичных квадратов

## Описание

Метод частичных квадратов проецирует матрицу плана  $\psi$  и целевую матрицу  $Y$  в скрытое пространство малой размерностью, максимизируя линейную зависимость между столбцами матриц  $T, U$ , которые лучше всего описывают оригинальные матрицы  $\Psi$  и  $Y$ .

$$\begin{aligned} \underset{m \times n}{\Psi} &= \underset{m \times l}{T} \cdot \underset{l \times n}{P^T} + \underset{m \times n}{B} = \sum_{k=1}^l \underset{m \times 1}{t_k} \cdot \underset{1 \times n}{p_k^T} + \underset{m \times n}{B}, \\ \underset{m \times r}{Y} &= \underset{m \times l}{U} \cdot \underset{l \times r}{Q^T} + \underset{m \times r}{C} = \sum_{k=1}^l \underset{m \times 1}{u_k} \cdot \underset{1 \times r}{q_k^T} + \underset{m \times r}{C}. \end{aligned}$$

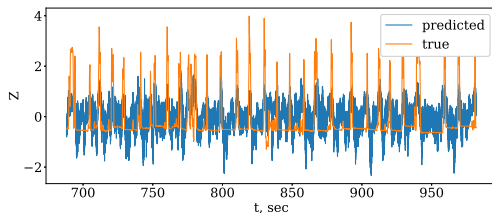


Рис.: Зависимость истинной и предсказанной траекторий

- Данные для эксперимента взяты с проекта Neurotycho.org<sup>2</sup>
- Данные были уменьшены в 10 раз и разбиты на обучение и тест в отношении 70/30%
- Локальная модель строилась на полиномах 3 степени
- Вейвлет преобразование имело тип Morlet и строилось на 10 частотах от 10 до 150 Гц
- Метрика: корреляция Пирсона между предсказанной и истинной траекторией.

<sup>2</sup>Zenas C Chao, Yasuo Nagasaka, Naotaka Fujii



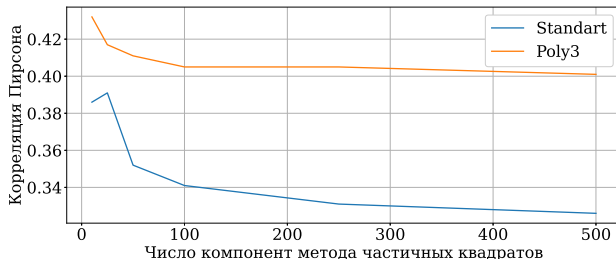


Рис.: Зависимость корреляции Пирсона при разном числе компонент

Таблица: Значения корреляции Пирсона

Число компонент	N=10	N=25	N=50	N=100	N=250	N=500
Без	0.386	0.391	0.352	0.341	0.331	0.326
Poly3	0.432	0.417	0.411	0.405	0.403	0.401

- Исследован метод, учитывающий пространственную структуру сигнала
- Разработанный подход понижает размерность задачи в 2-3 раза
- Проведен вычислительный эксперимент, доказывающий эффективность предложенного решения

- Автоматизация выбора семейства локальных моделей
- Исследование влияния типа спектрального преобразования
- Борьба с переобучением

- ① *Anastasia Motrenko Vadim Strijov*. Multi-way feature selection for ecog-based brain-computer interface. *Expert Systems with Applications*, 114:402–413, 2018.
- ② *Zenas C Chao, Yasuo Nagasaka, Naotaka Fujii*. Long-term asynchronous decoding of arm motion using electrocorticographic signals in monkey. *Frontiers in neuroengineering*, 3:3, 2010.