# Предсказание показания фМРТ по видео, показанному человеку

Дорин Даниил Дмитриевич

Московский физико-технический институт

5 апреля 2023 г.

# Цель работы

## Исследуется

Зависимость между показаниями датчиков фМРТ и видеорядом, просматриваемым человеком.

## Требуется

Предложить метод аппроксимации снимка фМРТ по видеоряду и нескольким дополнительным измерениям фМРТ того же испытуемого.

#### Основные предположения

- Наличие корреляции между снимками и изображениями из видеоряда.
- Реакция мозга, фиксируемая фМРТ, на информацию, поступающую от зрительных органов, происходит не мгновенно, а с некоторой задержкой  $\Delta t$ .

# Литература

#### Набор данных

Julia Berezutskaya, Mariska J. Vansteensel, Erik J. Aarnoutse, Zachary V. Freudenburg, Giovanni Piantoni, Mariana P. Branco, and Nick F. Ramsey.

Open multimodal iEEG-fMRI dataset from naturalistic stimulation with a short audiovisual film.

Scientific Data, 9(1), March 2022.

#### Вспомогательные факты

Maxim Sharaev, Alexander Andreev, Alexey Artemov, Alexander Bernstein, Evgeny Burnaev, Ekaterina Kondratyeva, Svetlana Sushchinskaya, and Renat Akzhigitov.

fmri: preprocessing, classification and pattern recognition. *Scientific Data*. 2018.



# Постановка задачи

Пусть  $\Omega$  — видеоряд,  $\nu$  — частота кадров, t — продолжительность видеоряда:

$$\Omega = (\omega_1, \dots, \omega_{\nu \cdot t}), \tag{1}$$

где  $\omega \in \mathbb{R}^{W_\omega \times H_\omega \times C_\omega}$  — изображение,  $W_\omega$  — ширина изображения,  $H_\omega$  — высота изображения и  $C_\omega$  — число каналов.

Введем также  $\mathcal{S}$  — последовательность фМРТ снимков,  $\mu$  — частота снимков:

$$S = (\mathbf{s}^1, \dots, \mathbf{s}^{\mu \cdot t}), \tag{2}$$

где  $s \in \mathbb{R}^{X_s \times Y_s \times Z_s}$  — фМРТ снимок,  $X_s, Y_s, Z_s$  — размерность одного измерения.

Также считаем, что известно несколько дополнительных измерений  $\phi$ MPT  $\mathcal{S}_0$  того же испытуемого. Необходимо построить отображение f:

$$f(\omega_1,\ldots,\omega_{k_i-\nu\cdot\Delta t},\mathcal{S}_0)=s',$$
 (3)

которое учитывает задержку  $\Delta t$ , между фМРТ картиной и моментом получения информации зрительными органами.

$$k_i = \frac{\nu \cdot \iota}{\mu} \tag{4}$$

# Базовая модель

$$f(\omega_{k_i-\nu\cdot\Delta t})=s^i,\ i=1,\ldots,641-\mu\cdot\Delta t,\tag{5}$$

- $oldsymbol{s}^m \in \mathbb{R}^{40 imes 64 imes 64}$  тензор снимка фМРТ под номером m
- ullet  $s_{ijk}$  компонента тензора снимка  $oldsymbol{s}$
- $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_d]^T$  вектор признаков изображения, d = 2048
- $oldsymbol{w}_{ijk} = [w_1^{ijk}, \dots, w_d^{ijk}]^T$  вектор весов элемента тензора  $s_{ijk}$

Для восстановления значения в каждом вокселе по всему признаковому вектору изображения используется линейная модель:

$$f_{ijk}(\mathbf{x}, \mathbf{w}_{ijk}) = \langle \mathbf{x}, \mathbf{w}_{ijk} \rangle.$$
 (6)

Для каждого вокселя в снимке задана обучающая выборка:

$$\mathcal{D}_{ijk} = \left(\mathbf{x}_{l}, \, \mathbf{s}_{ijk}^{l}\right)_{l=1}^{641-\mu \cdot \Delta t} \tag{7}$$

Обозначим число объектов тренировочной выборки N. Тогда Loss:

$$\mathcal{L}_{ijk}(\boldsymbol{w}_{ijk}, \Delta t) = \sum_{l=1}^{N} \left( f_{ijk}(\boldsymbol{x}_{l}, \boldsymbol{w}_{ijk}) - s_{ijk}^{l} \right)^{2}. \tag{8}$$



# Основная модель

$$f(\omega_{k_i-\nu\cdot\Delta t})=\delta^i,\ i=2,\ldots,641-\mu\cdot\Delta t,\tag{9}$$

- $oldsymbol{\delta}^i = oldsymbol{s}^i oldsymbol{s}^{i-1}, \, oldsymbol{s}^k \in \mathbb{R}^{40 imes 64 imes 64}$  тензор снимка фМРТ под номером k.
- ullet  $\delta_{ijk}$  компонента тензора  $oldsymbol{\delta}.$
- $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_d]^T$  вектор признаков изображения, d = 2048
- $m{w}_{ijk} = [w_1^{ijk}, \dots, w_d^{ijk}]^{\mathsf{T}}$  вектор весов элемента тензора  $\delta_{ijk}$

Для восстановления разности значений в каждом вокселе с течением времени по всему признаковому вектору изображения используется линейная модель

$$f_{ijk}(\mathbf{x}, \mathbf{w}_{ijk}) = \langle \mathbf{x}, \mathbf{w}_{ijk} \rangle.$$
 (10)

Для каждого вокселя в снимке задана обучающая выборка:

$$\mathcal{D}_{ijk} = \left(\mathbf{x}_{l}, \, \delta_{ijk}^{l}\right)_{l=2}^{641-\mu \cdot \Delta t} \tag{11}$$

Обозначим число объектов тренировочной выборки N. Тогда Loss:

$$\mathcal{L}_{ijk}(\boldsymbol{w}_{ijk}, \Delta t, \alpha) = \frac{1}{2} \sum_{l=2}^{N+1} \left( f_{ijk}(\boldsymbol{x}_l, \boldsymbol{w}_{ijk}) - \delta_{ijk}^l \right)^2 + \frac{\alpha}{2} \|\boldsymbol{w}_{ijk}\|_2^2. \tag{12}$$

# Основная модель

Требуется минимизировать функцию потерь  $\mathcal{L}_{ijk}(\mathbf{w}_{ijk}, \Delta t, \alpha)$  при фиксированных гиперпараметрах  $\Delta t$  и  $\alpha$ :

$$\hat{\mathbf{w}}_{ijk} = \arg\min_{\mathbf{w}_{ijk}} \mathcal{L}_{ijk}(\mathbf{w}_{ijk}, \Delta t, \alpha). \tag{13}$$

Определим матрицу объектов тренировочной выборки

$$\boldsymbol{X} = [\boldsymbol{x}_2^T, \dots, \boldsymbol{x}_{N+1}^T]^T = [\boldsymbol{x}_j^i] \in \mathbb{R}^{N \times d}$$
(14)

и вектор, компонентами которого являются разности значений одного и того же вокселя в снимках тренировочной выборки,

$$\boldsymbol{\Delta}_{ijk} = \left[\delta_{ijk}^2, \dots, \delta_{ijk}^{N+1}\right]^T \in \mathbb{R}^N.$$
 (15)

Тогда решение можно записать в виде:

$$\hat{\mathbf{w}}_{ijk} = (\mathbf{X}^{\mathsf{T}} \mathbf{X} + \alpha \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^{\mathsf{T}} \mathbf{\Delta}_{ijk}. \tag{16}$$

# Вычислительный эксперимент

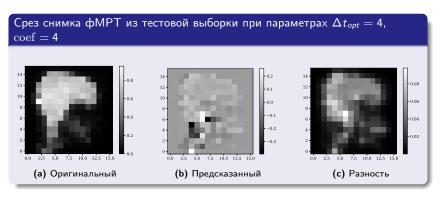
#### Выборка

Набор данных включает в себя в себя записи фМРТ 30 участников в возрасте от 7 до 47 лет во время выполнения одинаковой задачи и записи внутричерепной электроэнцефалографии 51 участника в возрасте от 5 до 55 лет.

# Зависимость от гиперпараметра $\Delta t$ в базовом эксперименте



# Вычислительный эксперимент

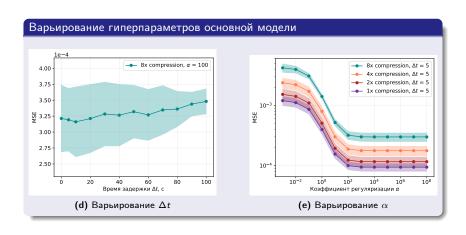


	MSE при обучении	MSE на тесте
MSE	253.02	259.92

**Таблица:** MSE при параметрах модели  $\Delta t_{opt} =$  4,  $\mathrm{coef} =$  4.



# Вычислительный эксперимент



#### Пример работы основного метода при оптимальных гиперпараметрах

В качестве демонстрации работы алгоритма при оптимальных гиперпараметрах на рисунке ниже приведены срезы оригинального и предсказанного воксельного снимка фМРТ из тестовой выборки.



# Распределения значений компонент вектора весов основной модели.

Для построения производилось усреднение по строкам матрицы весов  $\hat{W}$ , то есть усреднение по всем вокселям.

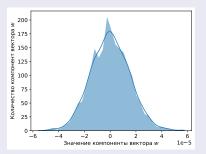


График хорошо аппроксимируется плотнотью нормального распределения, что говорит о статистической значимости весов.



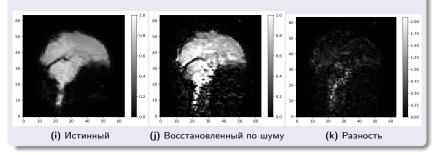
# Корректность модели: инвариантности весов модели относительно человека

Экспериментально проверено, что модель улавливает общие для всех испытуемых зависимости между данными. Другими словами, восстановление снимка фМРТ одного человека можно производить, используя матрицу весов другого испытуемого. Для оценки качества работы алгоритма в данном эксперименте использовалась метрика MSE на тестовой выборке. Результаты представлены в таблице ниже:

Матрица весов	Истинная	Подмешанная
MSE	$1.02 \cdot 10^{-4}$	$1.05 \cdot 10^{-4}$

#### Корректность модели: результаты работы модели на случайном шуме

Первоначально модель обучена на оригинальных изображениях из видеоряда. По шумовым данным и матрице весов  $\hat{W}$  получена последовательность изменений между соседними снимками фМРТ. Результат предсказания последнего снимка по первому приведен ниже:



# Корректность модели: результаты работы модели на случайном шуме

В таблице приведены среднеквадратичные ошибки. Ошибка на шуме на порядок больше, что подтверждает наличие корреляции между показаниями датчиков и изображениями из видеоряда.

Выборка	Истинная	Случайный шум
MSE	$2 \cdot 10^{-3}$	$10^{-1}$

# Выводы

- В работе построен базовый и основной метод аппроксимации показаний датичков фМРТ по видеоряду, просматриваемому человеком.
- Результаты экспериментов подтверждают наличие корреляции между данными.
- Приведенные графики подтверждают предположение о наличии задержки между моментом получения информации зрительными органами и реакцией мозга на эту информацию.
- Качество работы основного метода в разы превосходит качество работы базового алгоритма. Особенность основного метода заключается в учете временной зависимости между снимками за счет предсказания разности между соседними показаниями датчиков фМРТ.