

---

# ВОССТАНОВЛЕНИЕ СНИМКОВ фМРТ ПО ПРОСМАТРИВАЕМОМУ ВИДЕОРЯДУ

---

Киселев Никита  
kiselev.ns@phystech.edu

Грабовой Андрей  
grabovoy.av@phystech.edu

13 апреля 2023 г.

## АННОТАЦИЯ

Исследуется проблема восстановления зависимости между показаниями датчиков фМРТ и восприятием внешнего мира человеком. Проводится анализ зависимости между последовательностью снимков фМРТ и видеорядом, просматриваемым человеком. На основе исследования зависимости предлагается метод аппроксимации показаний фМРТ по просматриваемому видеоряду. Для анализа предложенного метода проводится вычислительный эксперимент на выборке, полученной при томографическом обследовании большого числа испытуемых.

**Ключевые слова:** нейровизуализация · фМРТ · видеоряд · зависимость между данными

## 1 Введение

Совокупность методов, визуализирующих структуру и функции человеческого мозга, называется *нейровизуализацией*. Методы нейровизуализации, такие как ЭКГ, КТ, МРТ и фМРТ, используются для изучения мозга, а также для обнаружения заболеваний и психических расстройств.

*Функциональная магнитно-резонансная томография* или *фМРТ* (англ. *fMRI*) является разновидностью магнитно-резонансной томографии и основана на изменениях в токе крови, вызванных нейронной активностью мозга [4]. Эти изменения происходят не моментально, а с некоторой задержкой. Она возникает из-за того, что сосудистая система достаточно долго реагирует на потребность мозга в глюкозе [5]. Изображения, получаемые с помощью фМРТ, показывают, какие участки мозга активированы при выполнении испытуемым определенных заданий.

Настоящая работа посвящена восстановлению зависимости между снимками фМРТ и видеорядом. Используется предположение, что такая зависимость существует. Кроме

того, предполагается, что между снимком и видеорядом есть постоянная задержка во времени [5]. Проверяется зависимость снимка фМРТ от одного изображения и предыдущего снимка. Время задержки выступает в качестве гиперпараметра модели. На основе анализа зависимости предлагается метод аппроксимации показаний фМРТ по просматриваемому видеоряду.

Метод фМРТ играет большую роль в нейровизуализации, однако имеет ряд важных ограничений. В работах [6, 7] рассматриваются временное и пространственное разрешения фМРТ. Временное разрешение является существенным недостатком данного метода. Другой недостаток фМРТ — неизбежно возникающие шумы, связанные с движением объекта в сканере, сердцебиением и дыханием человека, тепловыми флуктуациями самого прибора и т. д. В работе [8] предлагаются методы подавления вышеперечисленных шумов на основе графов и демонстрируется их эффективность в задаче выявления эпилепсии и депрессии.

Обобщением уже естественных для обработки изображений 2D сверток в CNN являются 3D свертки [9]. Они агрегируют информацию как по времени, так и по пространству. Однако это приводит к сильному увеличению количества используемых параметров. В настоящей работе используется наиболее современная архитектура — Transformer. Впервые она была предложена в статье [10]. Не так давно появилась адаптация архитектуры Transformer для работы с видео [11]. Данная архитектура состоит из кодировщика и декодировщика, каждый из которых в свою очередь состоит из отдельных слоев. Использование механизма Attention [10] позволяет значительно повысить качество работы модели.

Данные, на которых проводятся проверка гипотезы зависимости и демонстрация работы построенного метода, представлены в работе [2]. Этот набор данных был получен при обследовании группы из 63 испытуемых. Тридцать из них проходили обследование фМРТ. Им предлагалось выполнить одно и то же задание — просмотреть короткий аудиовизуальный фильм. Для него в рассматриваемой работе были сгенерированы аннотации, содержащие в том числе информацию о времени появления и исчезновения отдельных слов, объектов и персонажей. Методы аудио- и видеоаннотирования подробно излагаются в [3] и [1].

## 2 Постановка задачи

Задана частота кадров  $\nu \in \mathbb{R}$  и продолжительность  $t \in \mathbb{R}$  видеоряда. Задан видеоряд

$$\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{\nu t}], \quad \mathbf{p}_\ell \in \mathbb{R}^{W \times H \times C}, \quad (1)$$

с шириной, высотой и числом каналов изображения  $W, H$  и  $C$  соответственно.

Обозначим частоту снимков фМРТ  $\mu \in \mathbb{R}$ . Задана последовательность снимков

$$\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_{\mu t}], \quad \mathbf{s}_\ell \in \mathbb{R}^{X \times Y \times Z}, \quad (2)$$

где  $X, Y$  и  $Z$  — размерности воксельного изображения.

Задача состоит в построении отображения, которое бы учитывало задержку  $\Delta t$  между снимком фМРТ и видеорядом, а также предыдущие томографические показания. Формально, необходимо найти такое отображение  $\mathbf{g}$ , что

$$\mathbf{g}(\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{k_\ell - \nu \Delta t}; \mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_{\ell-1}) = \mathbf{s}_\ell, \quad \ell = 1, \dots, \mu t, \quad (3)$$

где для  $\ell$ -го снимка фМРТ номер соответствующего изображения  $k_\ell$  определяется по формуле

$$k_\ell = \frac{\ell \cdot \nu}{\mu}. \quad (4)$$

### 3 Предлагаемый метод восстановления снимков фМРТ

Обозначим снимок фМРТ как  $\mathbf{s}_\ell = [v_{ijk}^\ell] \in \mathbb{R}^{X \times Y \times Z}$ , где  $v_{ijk}^\ell \in \mathbb{R}_+$  — значение соответствующего вокселя. Предположим, что каждый снимок зависит только от одного изображения и предыдущего снимка. Тогда соответствующее отображение можно записать в виде

$$\mathbf{g}(\mathbf{p}_{k_\ell - \nu \Delta t}; \mathbf{s}_{\ell-1}) = \mathbf{s}_\ell - \mathbf{s}_{\ell-1} = \boldsymbol{\delta}_\ell, \quad \ell = 2, \dots, \mu t. \quad (5)$$

где  $\boldsymbol{\delta}_\ell = [v_{ijk}^\ell - v_{ijk}^{\ell-1}] = [\delta_{ijk}^\ell] \in \mathbb{R}^{X \times Y \times Z}$  — разность между двумя последовательными снимками.

Для каждого изображения из видеоряда имеем вектор признаковового описания размерности  $d$ :

$$\mathbf{x}_\ell = [x_1^\ell, \dots, x_d^\ell]^\top \in \mathbb{R}^d, \quad \ell = 1, \dots, \nu t.$$

Используется архитектура нейронной сети ResNet152 без последнего линейного слоя.

Учитывая (4), суммарное число пар (изображение, снимок) равно  $N = \mu(t - \Delta t)$ . Таким образом, для каждого вокселя задана выборка

$$\mathfrak{D}_{ijk} = \{(\mathbf{x}_\ell, \delta_{ijk}^\ell) \mid \ell = 2, \dots, N\}.$$

Поставлена задача восстановления регрессии

$$y_{ijk} : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}. \quad (6)$$

Используется линейная модель с вектором параметров

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{ijk} &= [w_1^{ijk}, \dots, w_d^{ijk}]^\top \in \mathbb{R}^d : \\ f_{ijk}(\mathbf{x}, \mathbf{w}_{ijk}) &= \langle \mathbf{x}, \mathbf{w}_{ijk} \rangle. \end{aligned} \quad (7)$$

Для модели  $f_{ijk}$  с соответствующим ей вектором параметров  $\mathbf{w}_{ijk} \in \mathbb{R}^d$  определим квадратичную функцию потерь с  $L_2$  регуляризацией:

$$\mathcal{L}_{ijk}(\mathbf{w}_{ijk}, \Delta t) = \sum_{\ell=2}^N (f_{ijk}(\mathbf{x}_\ell, \mathbf{w}_{ijk}) - \delta_{ijk}^\ell)^2 + \alpha \|\mathbf{w}_{ijk}\|_2^2, \quad (8)$$

где  $\alpha \in \mathbb{R}$  — коэффициент регуляризации.

Требуется найти параметры, доставляющие минимум функционалу потерь  $\mathcal{L}_{ijk}(\mathbf{w}_{ijk}, \Delta t)$  при заданном гиперпараметре  $\Delta t$ :

$$\hat{\mathbf{w}}_{ijk} = \arg \min_{\mathbf{w}_{ijk}} \mathcal{L}_{ijk}(\mathbf{w}_{ijk}, \Delta t). \quad (9)$$

Минимум функции потерь находится методом наименьших квадратов. Определим матрицу объектов-признаков

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_2^\top, \dots, \mathbf{x}_N^\top]^\top = [x_j^i] \in \mathbb{R}^{(N-1) \times d} \quad (10)$$

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

$$\Delta \mathbf{v}_{ijk} = [\delta_{ijk}^2, \dots, \delta_{ijk}^N]^\top \in \mathbb{R}^{N-1}. \quad (11)$$

Решение можно записать в виде

$$\hat{\mathbf{w}}_{ijk} = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X} + \alpha \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^\top \Delta \mathbf{v}_{ijk}. \quad (12)$$

Получим формулу для восстановленных снимков фМРТ. Введем матрицу весов

$$\hat{\mathbf{W}} = [\hat{\mathbf{w}}_1^\top, \dots, \hat{\mathbf{w}}_{XYZ}^\top]^\top = [\hat{w}_j^i] \in \mathbb{R}^{XYZ \times d}. \quad (13)$$

Введем для тензоров  $\mathbf{s}_\ell, \boldsymbol{\delta}_\ell \in \mathbb{R}^{X \times Y \times Z}$  векторы

$$\mathbf{s}_\ell^R = [v_1^\ell, \dots, v_{XYZ}^\ell]^\top, \boldsymbol{\delta}_\ell^R = [\delta_1^\ell, \dots, \delta_{XYZ}^\ell]^\top \in \mathbb{R}^{XYZ}.$$

Тогда вектор восстановленного снимка находится по формуле

$$\hat{\mathbf{s}}_\ell^R = \mathbf{s}_{\ell-1}^R + \hat{\boldsymbol{\delta}}_\ell^R = \mathbf{s}_{\ell-1}^R + \hat{\mathbf{W}} \mathbf{x}_\ell. \quad (14)$$

## 4 Вычислительный эксперимент

Для анализа работоспособности предложенного метода, а также проверки гипотез проведен вычислительный эксперимент.

В качестве данных использовалась выборка, представленная в работе [2]. Набор данных содержит результаты обследования 63 испытуемых. Для тридцати из них известны показания фМРТ. Среди них 16 мужчин и 14 женщин в возрасте от 7 до 47 лет. Средний возраст испытуемого — 22 года.

Размерности изображений и снимков, а также другие характеристики выборки представлены в Таблице 1.

Произведено разделение выборки на тренировочную и тестовую в соотношении 70% и 30% соответственно. Критерием качества восстановления снимка фМРТ служит

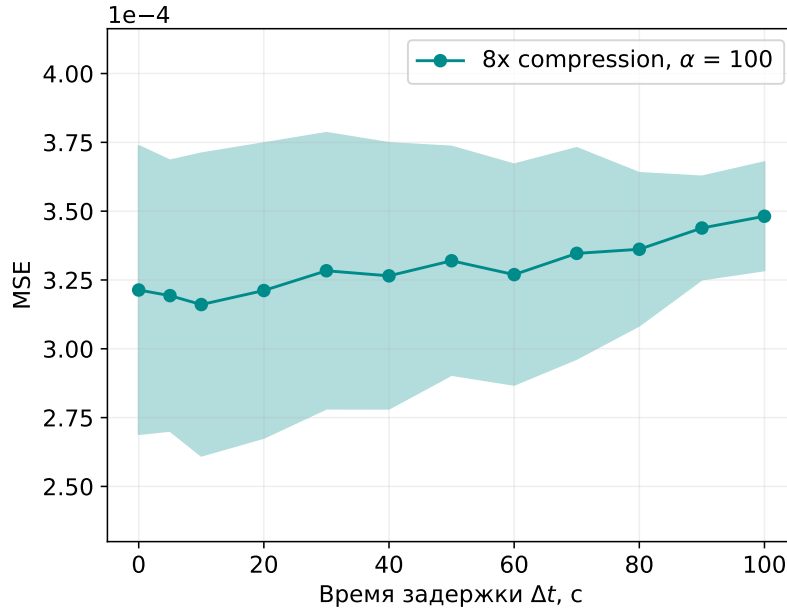
**Таблица 1:** Описание выборки

Название	Обозначение	Значение
Продолжительность обследования	$t$	390 с
Частота кадров видео	$\nu$	25 с <sup>-1</sup>
Частота снимков фМРТ	$\mu$	1,64 с <sup>-1</sup>
Размерности изображения	$W, H, C$	640, 480, 3
Размерности снимка	$X, Y, Z$	40, 64, 64

MSE — сумма квадратов отклонений между истинным и восстановленным снимками, усредненная по всем вокселям каждого снимка из тестовой выборки.

Для сокращения времени работы алгоритма производится предварительное сжатие снимка фМРТ с помощью сверточного слоя MaxPool3D. Рассматриваются коэффициенты сжатия 1, 2, 4 и 8. Значения вокселей нормализуются на  $[0; 1]$  процедурой MinMaxScale.

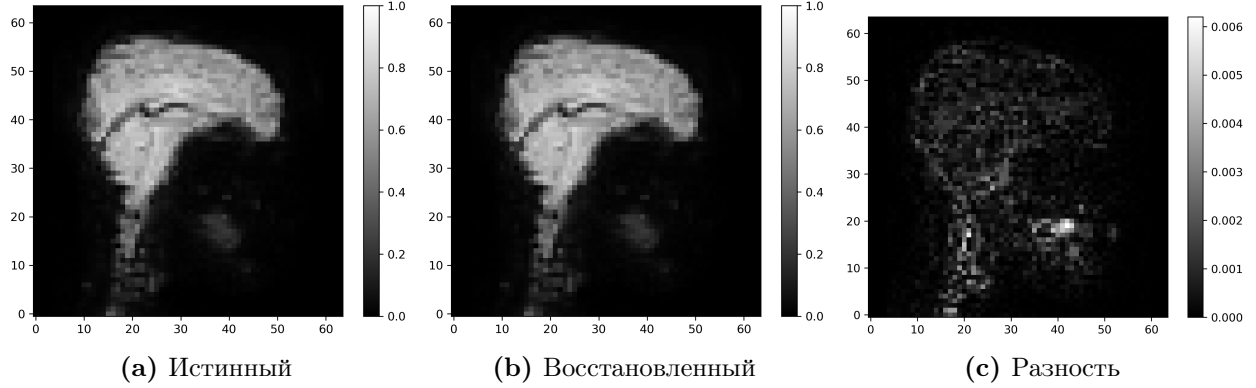
Проанализирована зависимость качества восстановления снимков фМРТ от гиперпараметра  $\Delta t$ . Использовалось предварительное 8-кратное сжатие снимка. Зависимость метрики MSE от гиперпараметра  $\Delta t$  представлена на Рис. 1. Для построения графика производилось усреднение по испытуемым. Обозначены границы среднеквадратичного отклонения. Наблюдается характерный минимум при  $\Delta t \approx 10$  с.



**Рис. 1:** Зависимость метрики MSE от гиперпараметра  $\Delta t$  на снимках из тестовой выборки

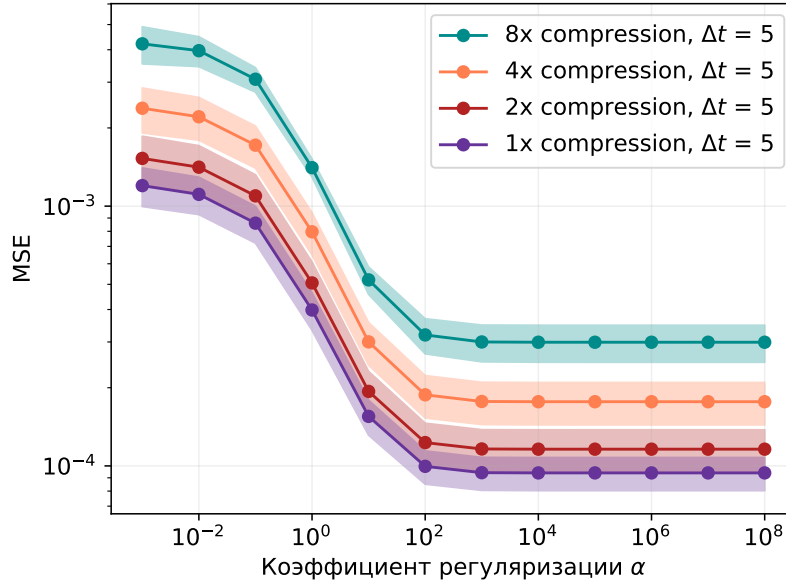
На Рис. 2 представлены срезы истинного и восстановленного снимков из тестовой выборки. На Рис. 2.(с) можно наблюдать разность между ними. Был выбран 4-ый испытуемый,  $\Delta t = 5$  с, коэффициент сжатия 1, коэффициент регуляризации  $\alpha = 1000$ . Рассмотрен 20-ый срез по первому измерению 100-го снимка в последовательности. Значе-

ния вокселей лежат в отрезке  $[0; 1]$ , поэтому ошибка порядка  $10^{-3} \div 10^{-2}$  свидетельствует о достаточно точном предсказании.



**Рис. 2:** Срез снимка фМРТ из тестовой выборки

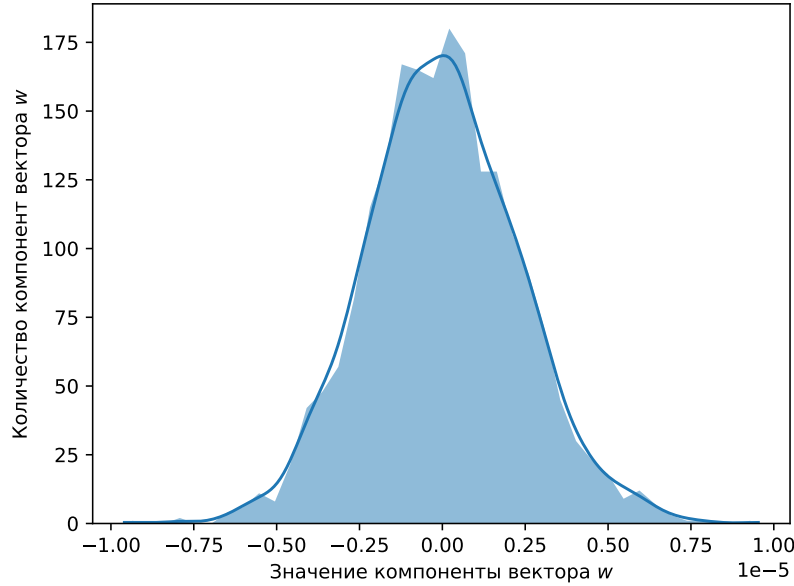
Проведен анализ зависимости MSE от коэффициента регуляризации  $\alpha$ . Рассматривались коэффициенты сжатия 1, 2, 4 и 8. Соответствующие графики приведены на Рис. 3. Для построения графика производилось усреднение по испытуемым. Обозначены границы среднеквадратичного отклонения. Из графиков видно, что оптимальное значение коэффициента  $\alpha \approx 100$ .



**Рис. 3:** Зависимость метрики MSE от коэффициента регуляризации  $\alpha$  на снимках из тестовой выборки

Построен график распределения значений компонент вектора весов модели. Для построения производилось усреднение по всем вокселям для 4-го испытуемого. Результат представлен на Рис. 4. Веса модели не лежат в окрестности какого-то конкретного

значения, а распределены нормально. Это может говорить о том, что построенная модель, вероятно, имеет определенную статистическую значимость.



**Рис. 4:** Распределение значений компонент вектора весов

Проведена проверка гипотезы инвариантности весов модели относительно человека: можно ли восстановление снимка фМРТ одного испытуемого, используя матрицу весов другого. Использовалась метрика MSE на тестовой выборке. Результаты представлены в Таблице 2. Рассмотрены 4-ый и 7-ый испытуемые. Матрица весов 4-го использовалась для восстановления снимков 7-го. Значения MSE практически совпадают. Это свидетельствует о справедливости рассматриваемой гипотезы.

**Таблица 2:** Проверка гипотезы инвариантности весов модели относительно человека

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

Рассмотрено качество работы метода на случайном шуме. В качестве матрицы  $\mathbf{X}$  из (10) взята матрица случайных чисел из равномерного распределения на  $[0; 1)$ . Произведено сравнение с результатами на настоящей матрице объектов-признаков. К первому снимку 35-го испытуемого последовательно прибавляются все восстановленные изменения значений вокселей. В результате имеем последний снимок последовательности. На Рис. 5 представлены срезы последнего истинного и восстановленного снимков из тестовой выборки. На Рис. 5.(с) можно наблюдать разность между ними. Результаты на случайном шуме продемонстрированы на Рис. 6. Можно видеть, что разность между истинным и восстановленным снимками при работе со случайным шумом значительно выше. Численные результаты приведены в Таблице 3.

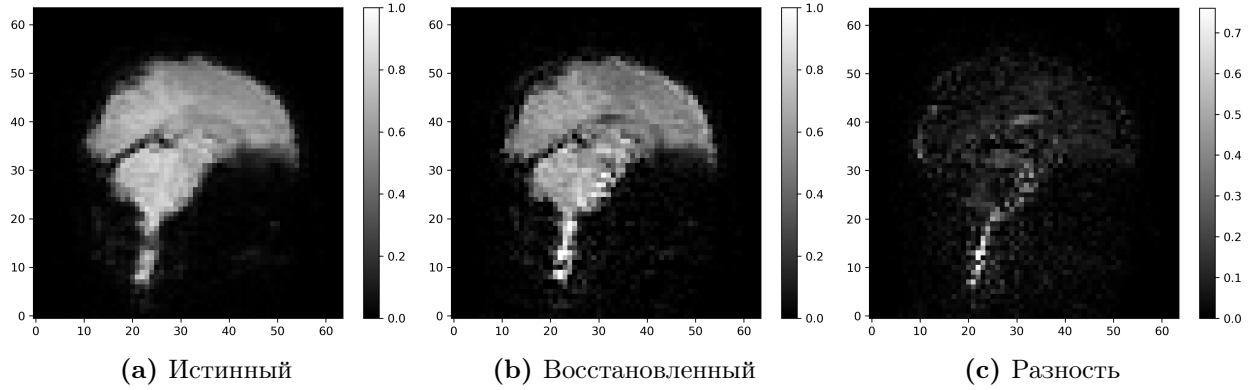


Рис. 5: Срез снимка фМРТ из тестовой выборки

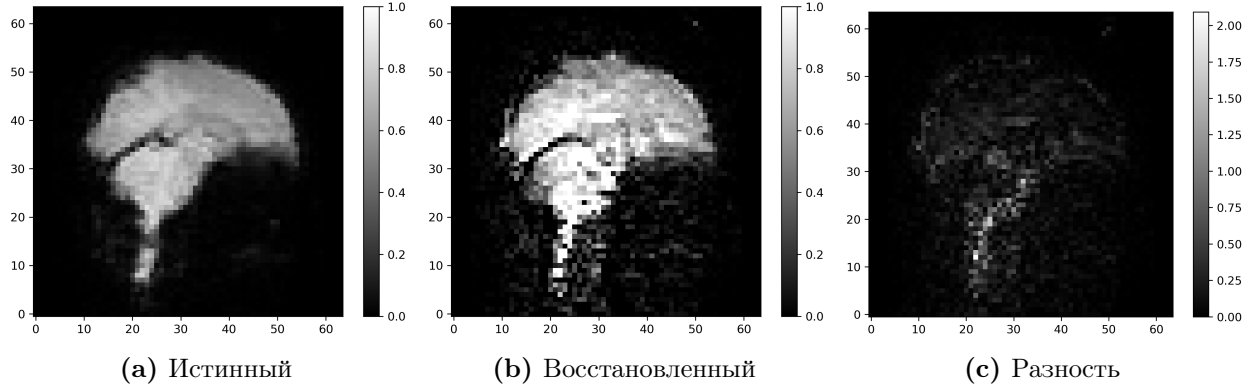


Рис. 6: Срез снимка фМРТ из тестовой выборки (на случайном шуме)

Таблица 3: Качество работы метода на случайном шуме

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

## 5 Заключение

Построен метод аппроксимации последовательности снимков фМРТ по видеоряду, просматриваемому человеком. Справедлива гипотеза о линейной зависимости между данными. Подтверждена гипотеза о взаимосвязи снимков в последовательности. Проверена гипотеза инвариантности весов модели относительно человека.



## Список литературы

- [1] Julia Berezutskaya, Zachary V. Freudenburg, Luca Ambrogioni, Umut Güçlü, Marcel A. J. van Gerven, and Nick F. Ramsey. Cortical network responses map onto data-driven features that capture visual semantics of movie fragments. *Scientific Reports*, 10(1), July 2020.
- [2] 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.
- [3] Paul Boersma and David Weenink. Praat: doing phonetics by computer [computer program]. version 6.0. 37. Retrieved February, 3:2018, 2018.
- [4] Gary H. Glover. Overview of functional magnetic resonance imaging. *Neurosurgery Clinics of North America*, 22(2):133–139, April 2011.
- [5] Nikos K. Logothetis. The underpinnings of the BOLD functional magnetic resonance imaging signal. *The Journal of Neuroscience*, 23(10):3963–3971, May 2003.
- [6] Nikos K Logothetis. What we can do and what we cannot do with fmri. *Nature*, 453(7197):869–878, 2008.
- [7] Ravi S Menon and Seong-Gi Kim. Spatial and temporal limits in cognitive neuroimaging with fmri. *Trends in cognitive sciences*, 3(6):207–216, 1999.
- [8] Maxim Sharaev, Alexander Andreev, Alexey Artemov, Alexander Bernstein, Evgeny Burnaev, Ekaterina Kondratyeva, Svetlana Sushchinskaya, and Renat Akzhigitov. fmri: preprocessing, classification and pattern recognition, 2018.
- [9] Du Tran, Lubomir Bourdev, Rob Fergus, Lorenzo Torresani, and Manohar Paluri. Learning spatiotemporal features with 3d convolutional networks. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, December 2015.
- [10] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need, 2017.
- [11] Shen Yan, Xuehan Xiong, Anurag Arnab, Zhichao Lu, Mi Zhang, Chen Sun, and Cordelia Schmid. Multiview transformers for video recognition, 2022.