

# УЛУЧШЕНИЕ ДЕКОДИРОВАНИЯ ДАННЫХ ФМРТ В УСЛОВИЯХ ОГРАНИЧЕННОГО НАБОРА ДАННЫХ

Дорин Д.Д.<sup>1,2</sup>, Грабовой А.В.<sup>1,2</sup>, Стрижов В.В.<sup>1</sup>



Путешествие в мир  
искусственного  
интеллекта



Декодирование функциональной магнитно-резонансной томографии (фМРТ) критически важно для ранней диагностики неврологических заболеваний. Из-за малого объема данных и высокой вариативности между пациентами современные нейросети часто неприменимы. Мы предлагаем классический, персонализированный подход, не требующий больших выборок и адаптирующийся под индивидуальную анатомию мозга.

## ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Дано  $N$  временных рядов фМРТ одного пациента:

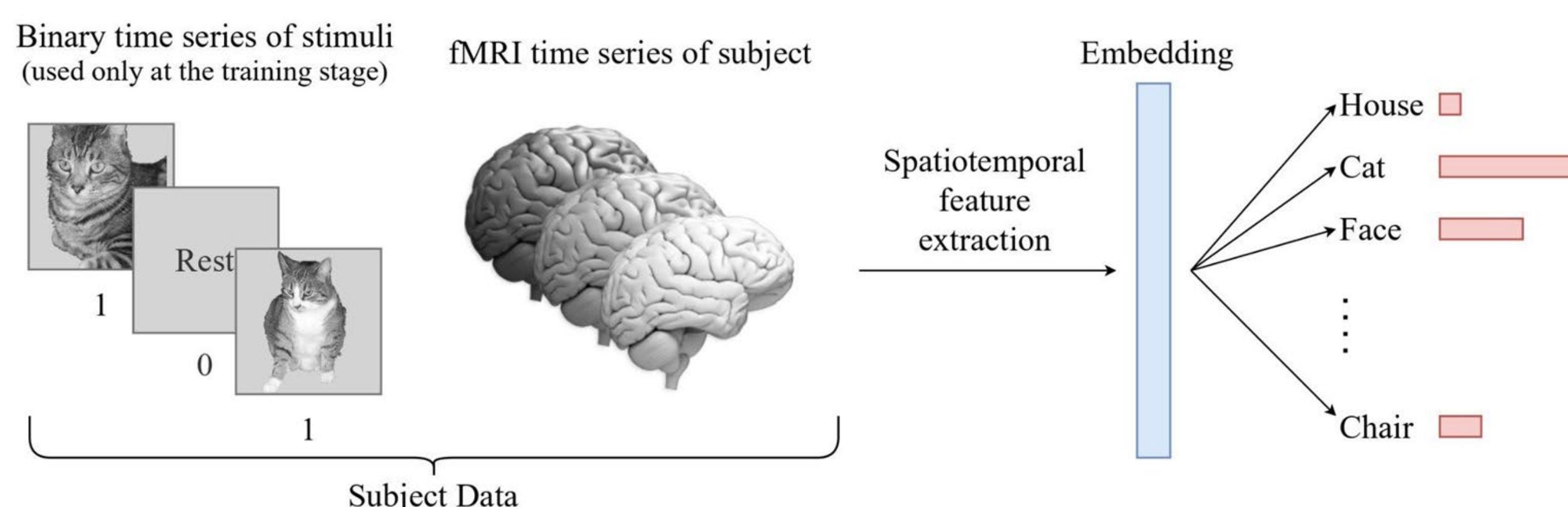
$$\{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N\}, \quad \mathbf{X}_i = [\mathbf{x}_1^i, \mathbf{x}_2^i, \dots, \mathbf{x}_\tau^i], \quad \mathbf{X}_i \in \mathcal{X}_\tau,$$
$$\mathbf{x}_t^i \in \mathbb{R}^{X \times Y \times Z}, \quad y_i \in \{1, \dots, C\},$$

каждое наблюдение – это временной ряд трехмерных сканов фМРТ размером  $X, Y, Z$ , всему ряду соответствует одна метка из  $C$  возможных классов. Набор данных:

$$\mathfrak{D} = \{(y_i, \mathbf{X}_i) \mid i = 1, \dots, N\}.$$

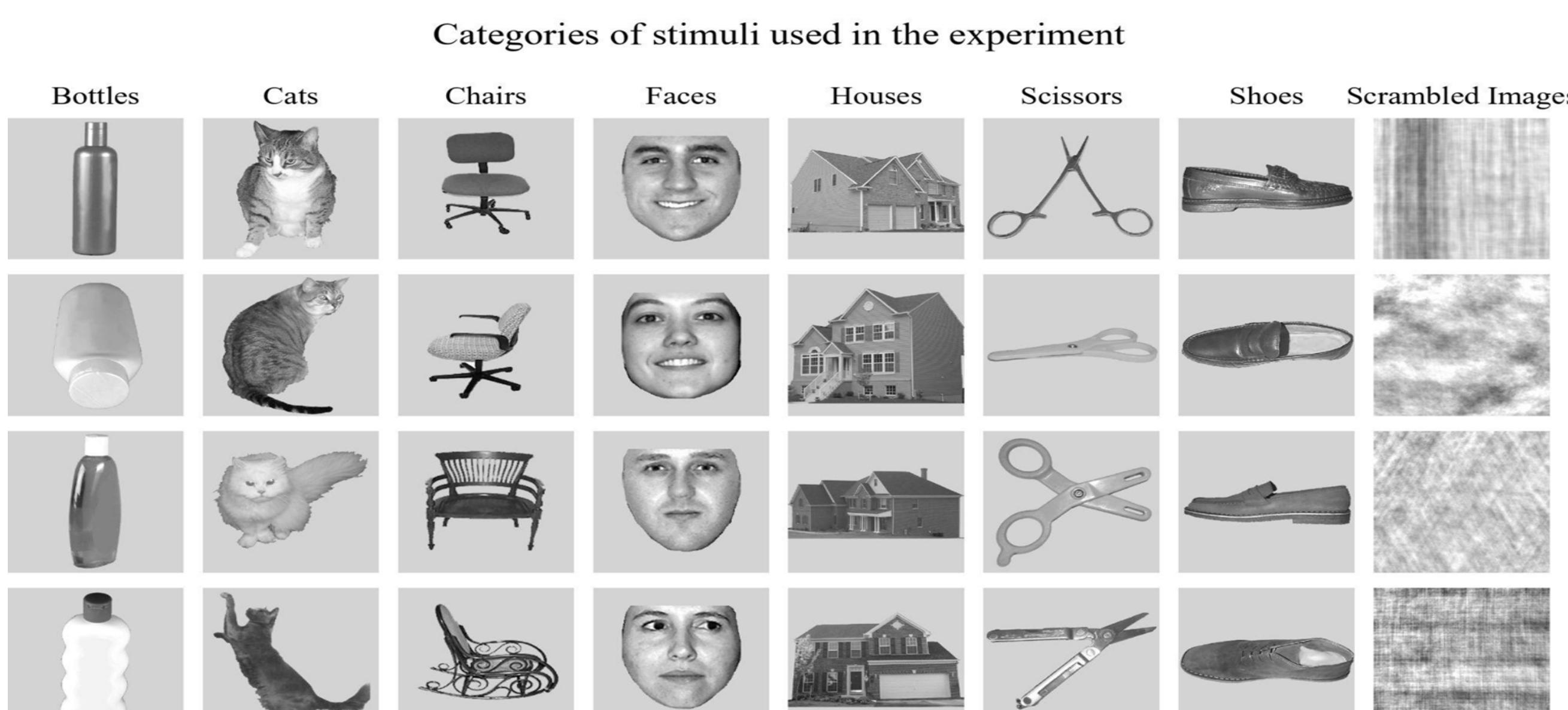
Цель – построить отображение  $g$ , учитывающее пространственные и временные характеристики рядов фМРТ:

$$g : \mathcal{X}_\tau \rightarrow \{1, \dots, C\}.$$



## ОПИСАНИЕ ДАТАСЕТА

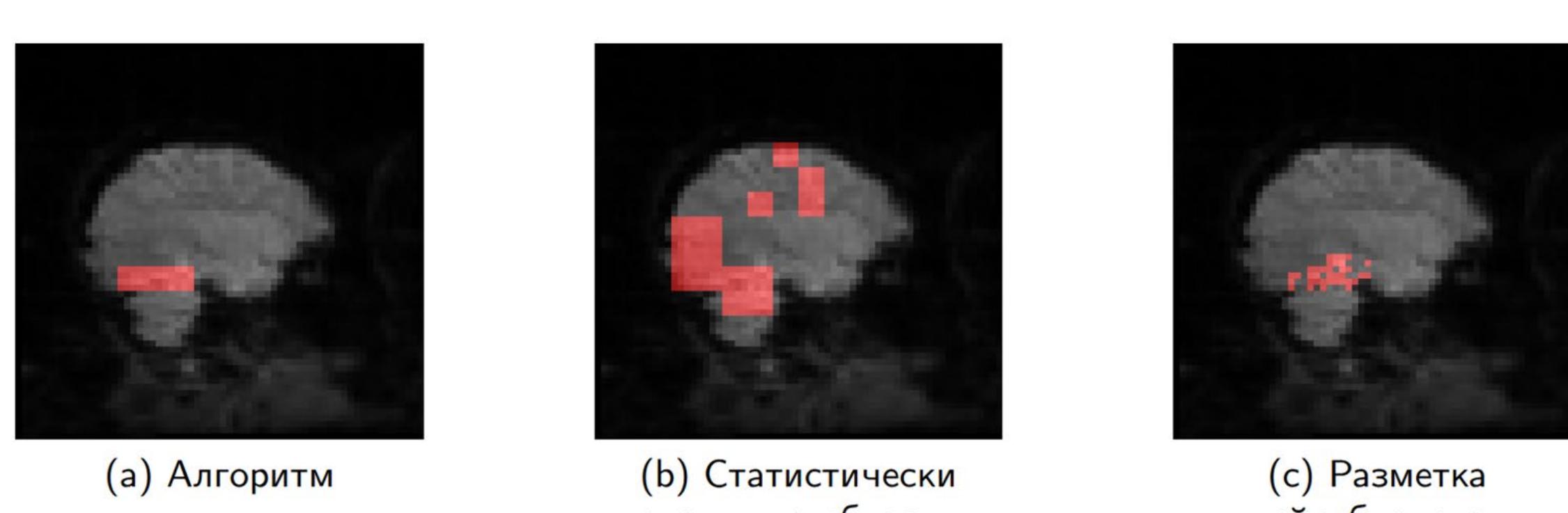
- 6 участников, по 12 сессий каждый
- Визуальные стимулы 8 категорий (стул, дом, кот и др.)
- Частота кадров: 2.5 Гц
- Пространственные размерности фМРТ 64, 64, 40 вокселей



## ВАЛИДАЦИЯ АЛГОРИТМА МАСКИРОВАНИЯ МОЗГА

Используются данные 1-го пациента из датасета. Полученные области хорошо покрывают разметку нейробиологов. Корреляция областей со стимулом статистически значима.

Метрика	Precision	Recall	IoU
BAD vs. Целевая	$0.11 \pm 0.04$	$0.43 \pm 0.07$	$0.10 \pm 0.04$
BAD vs. Статистически значимая	$1.00 \pm 0.00$	$0.22 \pm 0.09$	$0.22 \pm 0.09$



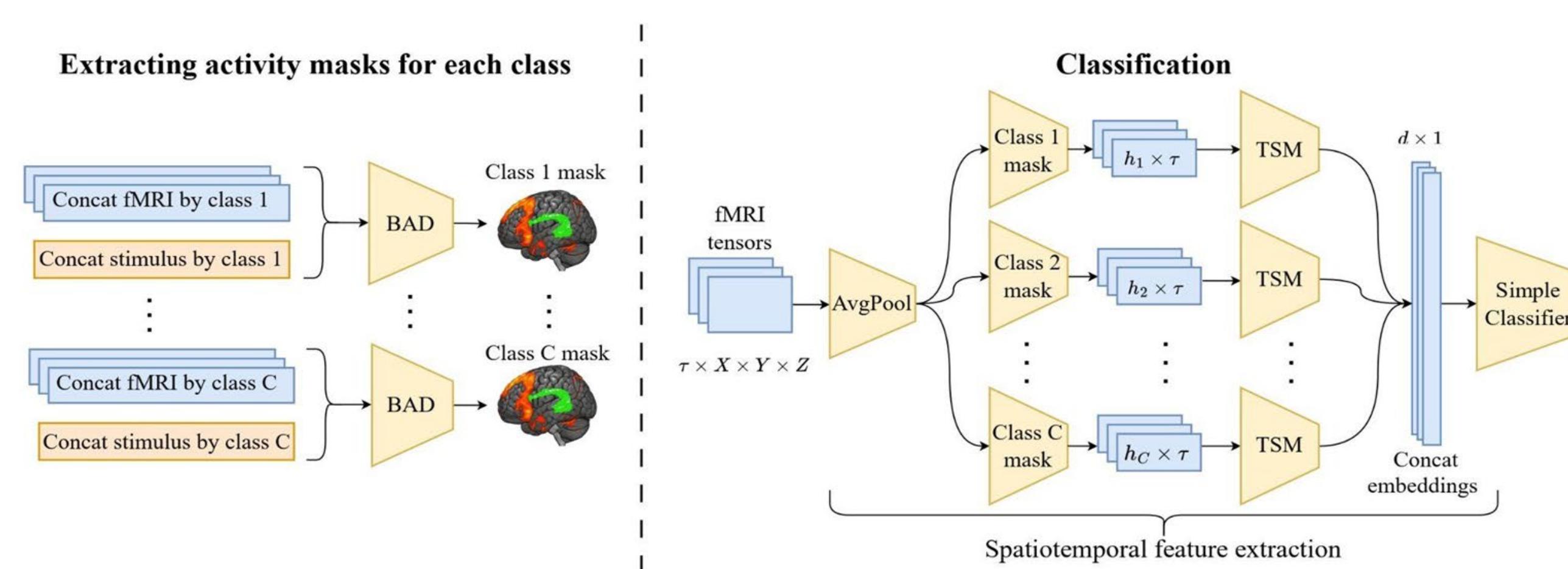
<sup>1</sup> Московский физико-технический институт

<sup>2</sup> Компания Антиплагиат

E-mail: dorin.dd@phystech.edu

## ПРЕДЛАГАЕМОЕ РЕШЕНИЕ

Метод строится из двух этапов – извлечение масок активности головного мозга для каждой категории стимула и классификации с учетом полученных масок.



Отображение  $g$  представляется как суперпозиция:

$$g = \varphi \circ \psi \circ \mathcal{A}$$

$\mathcal{A} : \mathcal{X}_\tau \rightarrow \mathbb{R}^{\tau \times X/k_s \times Y/k_s \times Z/k_s}$  – Average Pooling

$\psi : \mathbb{R}^{\tau \times X/k_s \times Y/k_s \times Z/k_s} \rightarrow \mathbb{R}^d$  – векторизатор

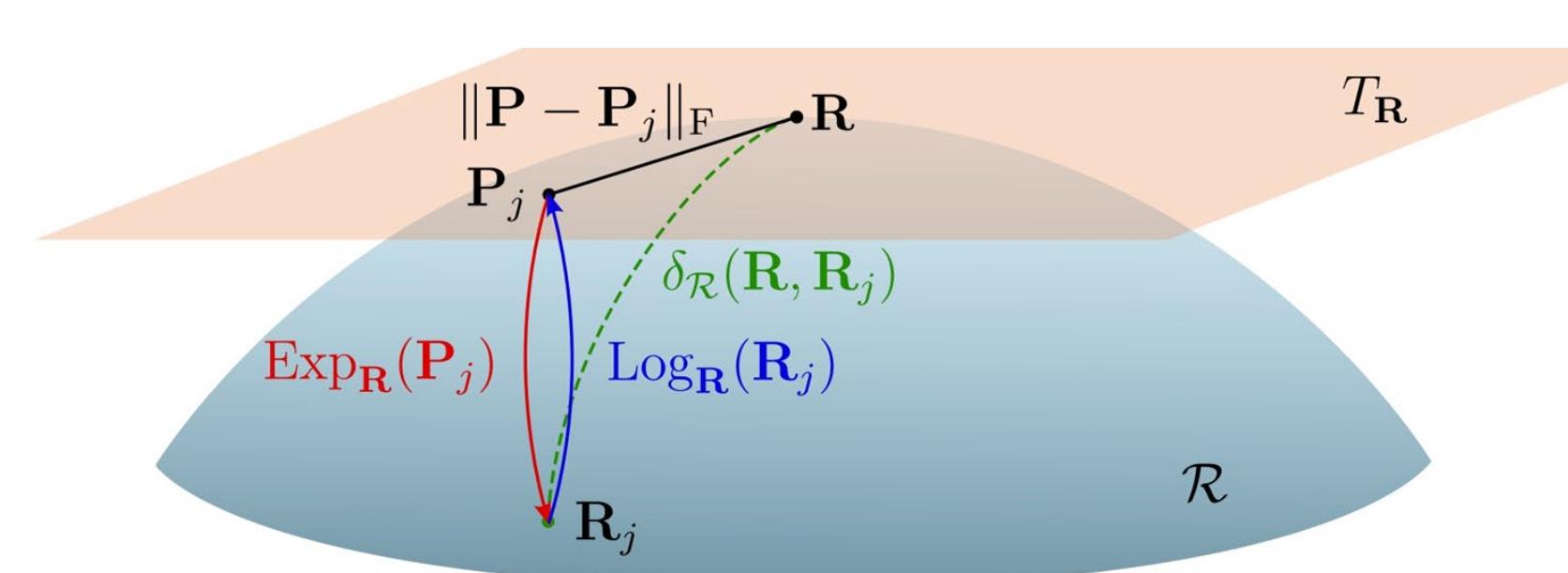
$\varphi : \mathbb{R}^d \rightarrow \{1, \dots, C\}$  – классификатор (Logistic Regression)

Векторизатор представляется как конкатенация отображений по всем классам стимулов:

$$\psi_k : \mathbb{R}^{\tau \times X/k_s \times Y/k_s \times Z/k_s} \rightarrow \mathbb{R}^{d_k}, \quad \psi_k = \pi_k \circ \mathbf{f}_k, \quad d = \sum_{k=1}^C d_k, \quad d_k = \frac{h_k(h_k + 1)}{2},$$

$\mathbf{f}_k : \mathbb{R}^{\tau \times X/k_s \times Y/k_s \times Z/k_s} \rightarrow \mathbb{R}^{h_k \times \tau}$  применяет маску активности  $\mathcal{M}^k$ ,

$\pi_k : \mathbb{R}^{h_k \times \tau} \rightarrow \mathbb{R}^{d_k}$  проекция на риманово касательное пространство.



## ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ

Проведен анализ исключением компонент. Рассмотрены три упрощенные модели. Качество оценивалось по метрикам классификации на тестовых данных, усредненным по всем пациентам.

Метод	Accuracy	Macro F1-Score	Micro F1-Score	Accuracy CI	Macro F1 CI	Micro F1 CI
Без TSM	$0.24 \pm 0.11^*$	$0.22 \pm 0.11^*$	$0.24 \pm 0.11^*$	[0.11, 0.37]	[0.09, 0.36]	[0.10, 0.37]
Без масок классов	$0.25 \pm 0.13^*$	$0.23 \pm 0.13^*$	$0.25 \pm 0.13^*$	[0.09, 0.41]	[0.07, 0.39]	[0.09, 0.41]
Оригинальные маски	$0.10 \pm 0.05^{**}$	$0.09 \pm 0.04^{**}$	$0.10 \pm 0.05^{**}$	[0.04, 0.16]	[0.03, 0.14]	[0.04, 0.16]
DeSPoT	<b><math>0.61 \pm 0.04</math></b>	<b><math>0.56 \pm 0.03</math></b>	<b><math>0.61 \pm 0.04</math></b>	[0.56, 0.66]	[0.52, 0.60]	[0.56, 0.66]

Проведено сравнение с нейросетевыми моделями (LSTM и Attention). Метрики усреднены по участникам – предложенный метод значительно превосходит нейросетевые решения.

Модель	Accuracy	Macro F1-Score	Micro F1-Score	Accuracy CI	Macro F1 CI	Micro F1 CI
Оригинальные маски и LSTM	$0.12 \pm 0.09^{**}$	$0.03 \pm 0.01^{**}$	$0.12 \pm 0.02^{**}$	[0.09, 0.14]	[0.02, 0.04]	[0.09, 0.14]
Оригинальные маски и Attention	$0.14 \pm 0.04^{**}$	$0.04 \pm 0.03^{**}$	$0.14 \pm 0.04^{**}$	[0.11, 0.18]	[0.02, 0.07]	[0.11, 0.18]
Haus (DeSPoT)	<b><math>0.61 \pm 0.04</math></b>	<b><math>0.56 \pm 0.03</math></b>	<b><math>0.61 \pm 0.04</math></b>	[0.56, 0.66]	[0.52, 0.60]	[0.56, 0.66]

Приведены 95% доверительные интервалы. Статистическая значимость улучшений относительно полной методологии DeSPoT обозначена звездочками: \* $p < .05$ , \*\* $p < .005$ .

