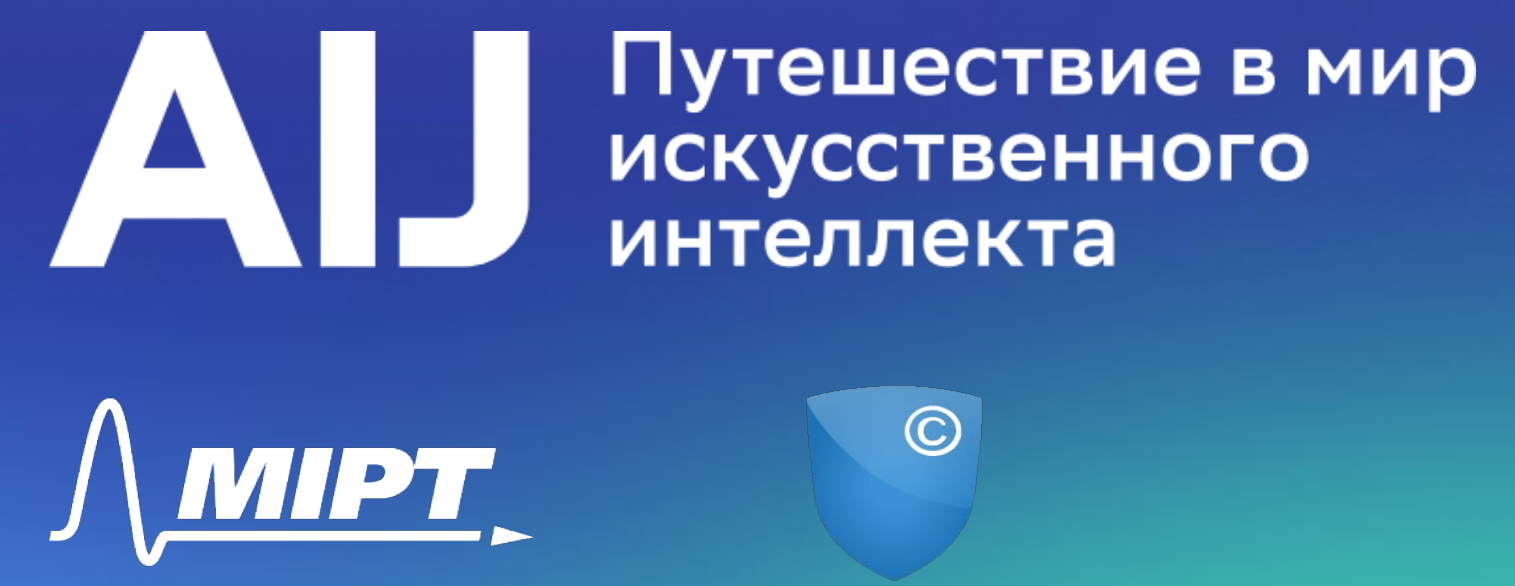


УЛУЧШЕНИЕ ДЕКОДИРОВАНИЯ ДАННЫХ ФМРТ В УСЛОВИЯХ ОГРАНИЧЕННОГО НАБОРА ДАННЫХ

Дорин Д.Д.^{1,2}, Грабовой А.В.^{1,2}, Стрижов В.В.¹



Декодирование функциональной магнитно-резонансной томографии (фМРТ) критически важно для ранней диагностики неврологических заболеваний. Из-за малого объёма 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 M временных рядов фМРТ одного пациента:

$$\{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N\}, \quad \mathbf{X}_i = [\mathbf{x}_1^i, \mathbf{x}_2^i, \dots, \mathbf{x}_T^i], \quad \mathbf{X}_i \in \mathcal{X},$$

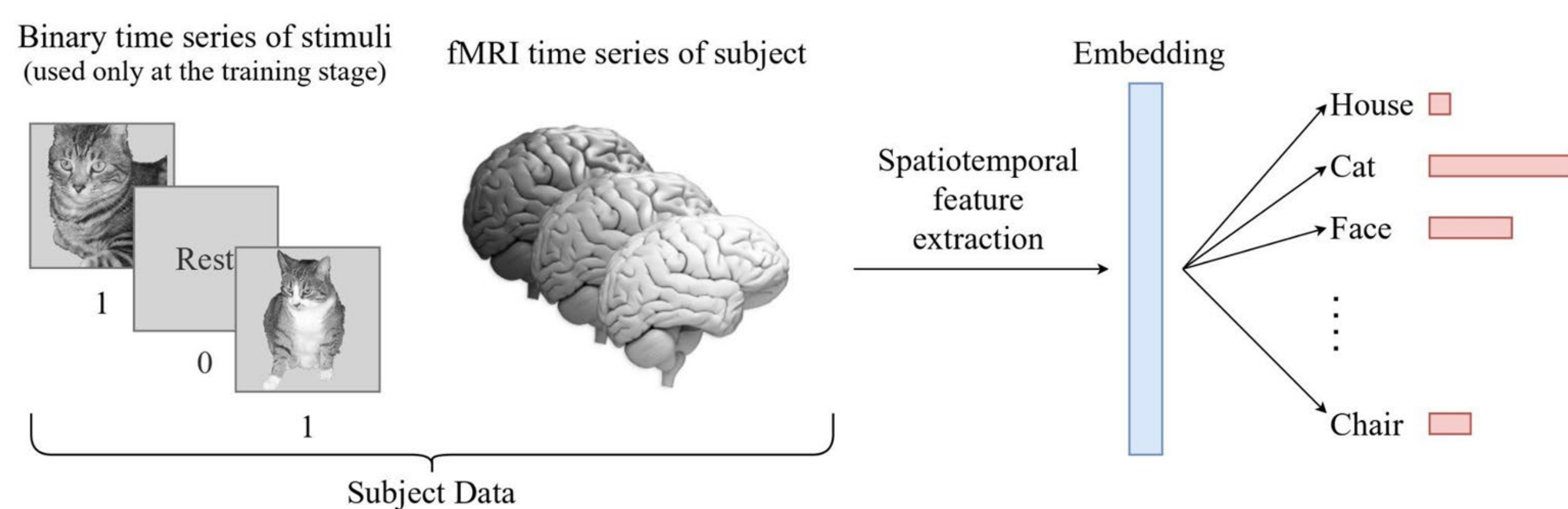
$$\mathbf{x}_t^i \in \mathbb{R}^{X \times Y \times Z}, \quad y_i \in \{1, \dots, C\},$$

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

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

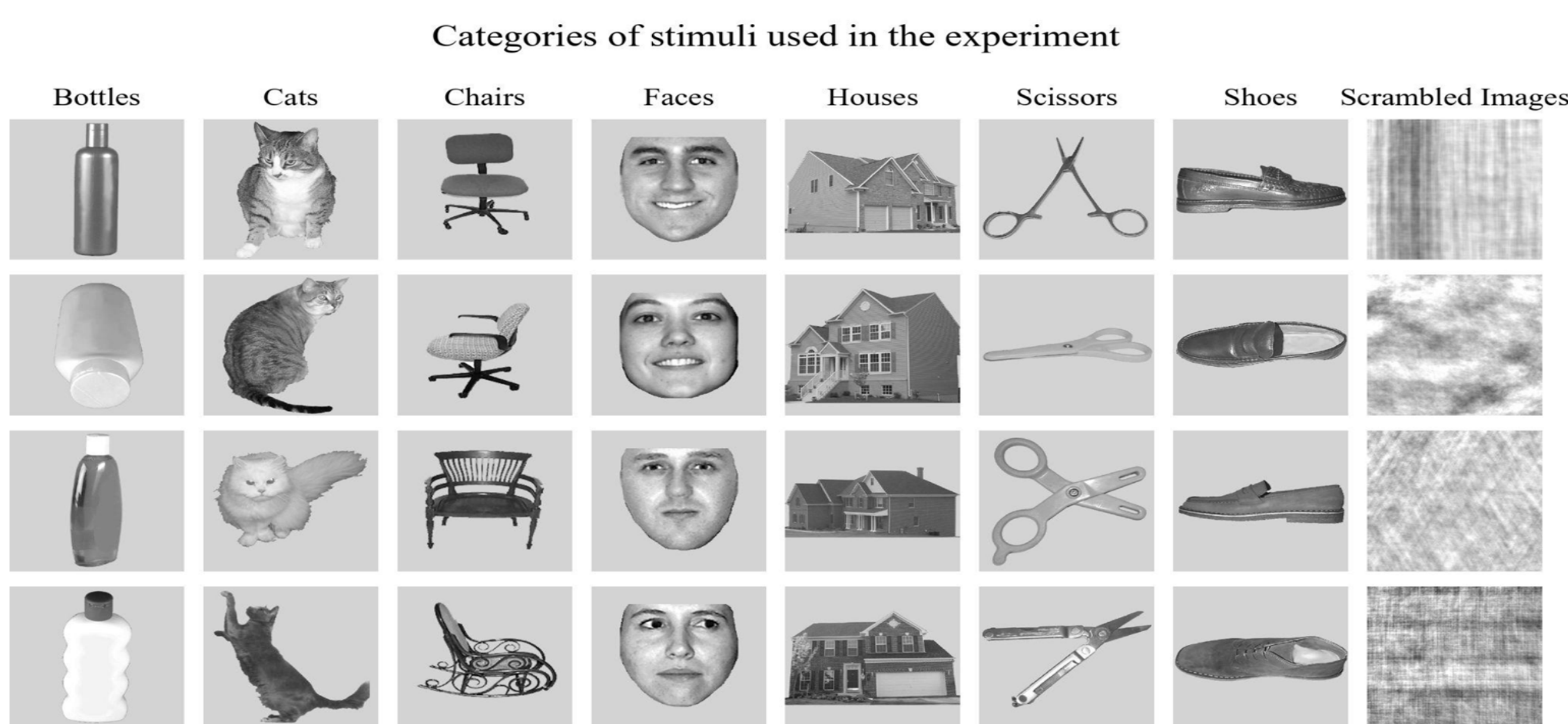
Цель – построить отображение g , учитывающее пространственные и временные характеристики рядов фМРТ:

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



ОПИСАНИЕ ДАТАСЕТА

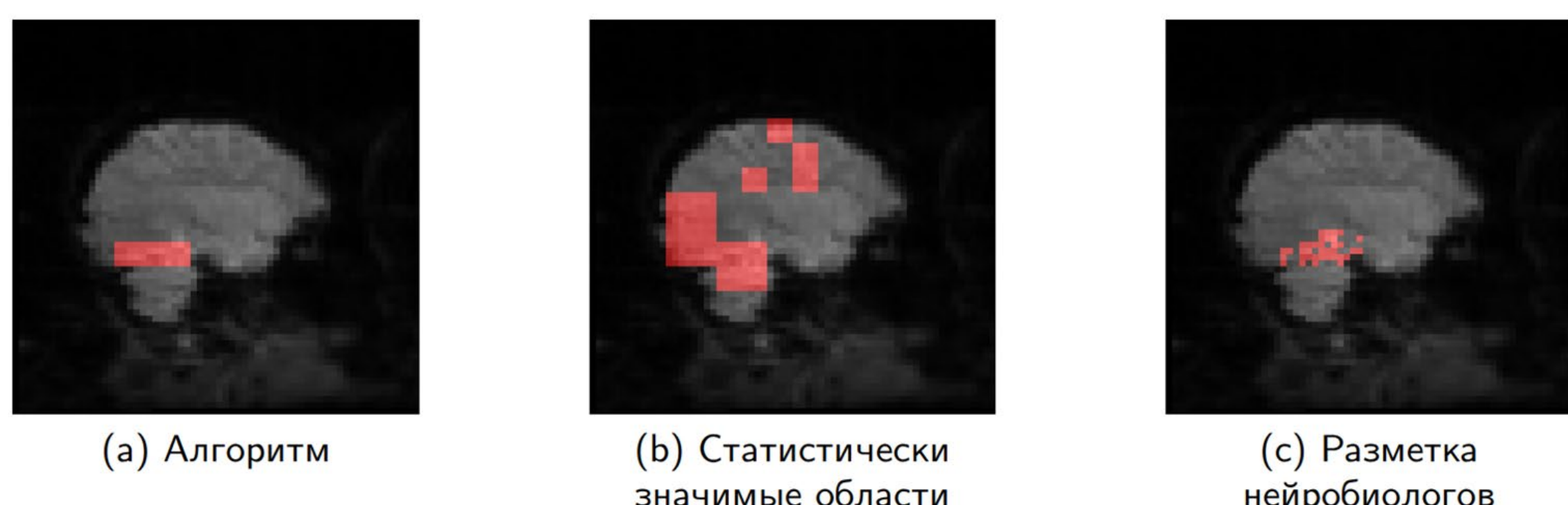
- 6 участников, по 12 сессий каждый
- Визуальные стимулы 8 категорий (стул, дом, кот и др.)
- Частота кадров: 2.5 Гц
- Пространственные размерности фМРТ 64, 64, 40 вокселей



ВАЛИДАЦИЯ АЛГОРИТМА МАСКИРОВАНИЯ МОЗГА

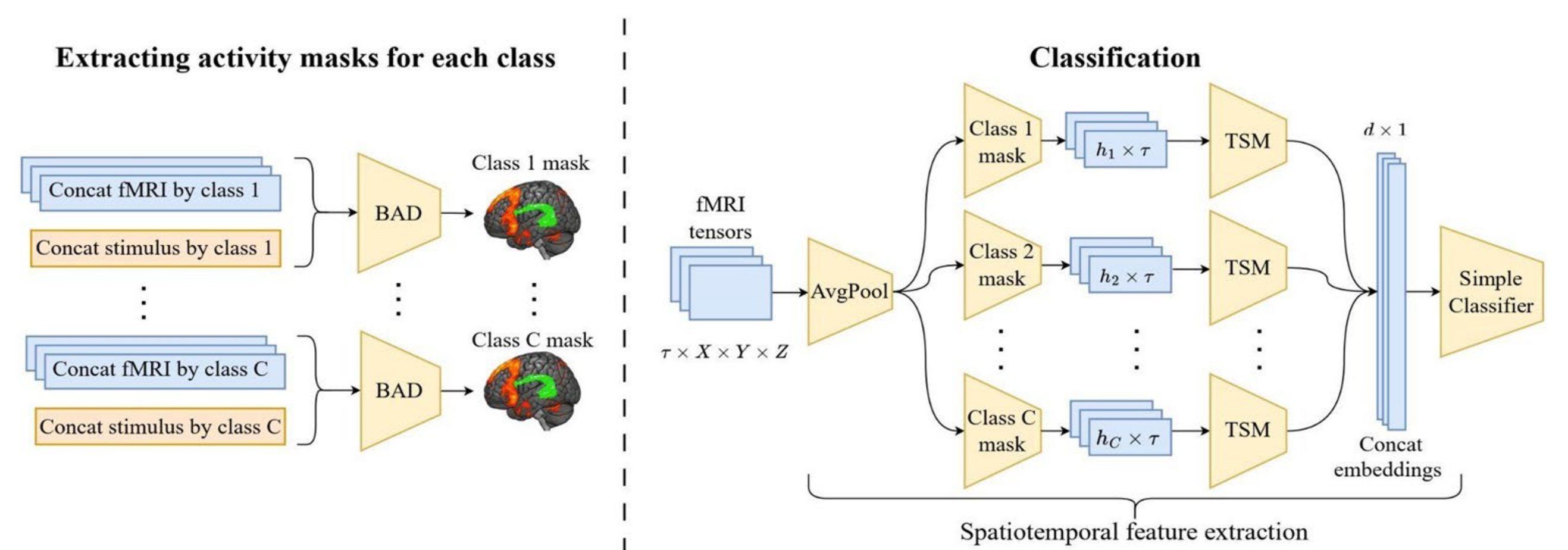
Используются данные 1-го пациента из датасета. Полученные области хорошо покрывают разметку нейробиологов. Корреляция областей со стимулом статистически значима.

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



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:

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

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

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

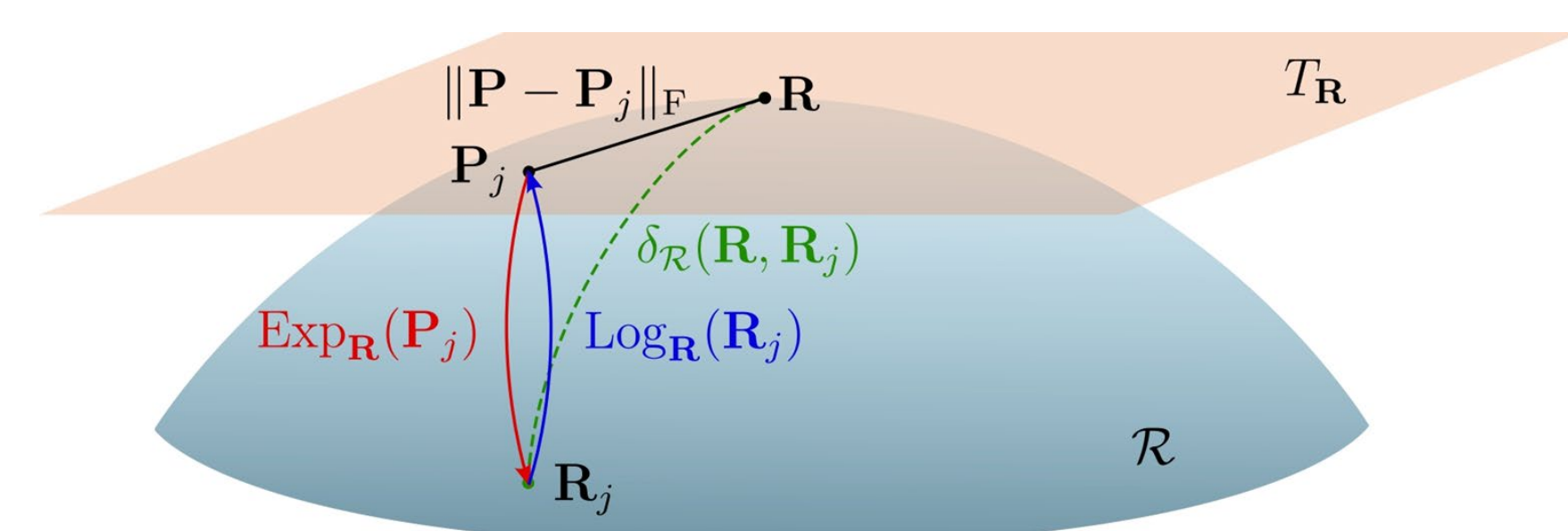
$$\varphi: \mathbb{R}^d \rightarrow \{1, \dots, C\} \text{ — классификатор (Logistic Regression)}$$

Векторизатор представляется как конкатенация отображений по всем классам стимулов:

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

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

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



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ

Проведен анализ исключением компонент. Рассмотрены три упрощённые 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 ± 0.11*	0.22 ± 0.11*	0.24 ± 0.11*	[0.11, 0.37]	[0.09, 0.36]	[0.10, 0.37]
Без масок классов	0.25 ± 0.13*	0.23 ± 0.13*	0.25 ± 0.13*	[0.09, 0.41]	[0.07, 0.39]	[0.09, 0.41]
Оригинальные маски	0.10 ± 0.05**	0.09 ± 0.04**	0.10 ± 0.05**	[0.04, 0.16]	[0.03, 0.14]	[0.04, 0.16]
DeSPoT	0.61 ± 0.04	0.56 ± 0.03	0.61 ± 0.04	[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 ± 0.02**	0.03 ± 0.01**	0.12 ± 0.02**	[0.09, 0.14]	[0.02, 0.04]	[0.09, 0.14]
Оригинальные маски и Attention	0.14 ± 0.04**	0.04 ± 0.03**	0.14 ± 0.04**	[0.11, 0.18]	[0.02, 0.07]	[0.11, 0.18]
Наш (DeSPoT)	0.61 ± 0.04	0.56 ± 0.03	0.61 ± 0.04	[0.56, 0.66]	[0.52, 0.60]	[0.56, 0.66]

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

