

# Восстановление функциональных групп головного мозга с помощью графовых диффузных моделей

А. М. Астахов

Московский физико-технический институт

*Эксперт:* д.ф-м.н. В.В.Стрижов

*Консультант:* С. К. Панченко

2025

# Функциональные зависимости и индивидуальные вариации

## Задача

Построить модель анализа головного мозга, учитывающую пространственную взаимосвязь ЭЭГ сигналов головного мозга и адаптивную для любого человека.

## Проблема

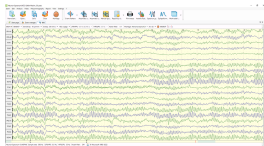
Из-за нерегулярной структуры сигналов на сферической поверхности мозга CNN не могут эффективно учитывать пространственную информацию. Также активность мозга имеет широкий спектр индивидуальных вариаций.

## Решение

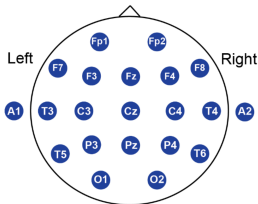
Предлагается использовать графовое представление сигналов, которое позволяет учитывать функциональные взаимосвязи различных областей мозга. Также предлагается использовать диффузионный подход, чтобы сгладить шум и индивидуальные вариации.

# Описание граф-диффузного подхода

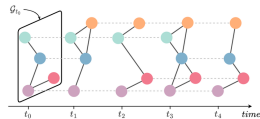
- 1 Построение динамического графа
- 2 Применение диффузионных методов для сглаживания сигнала
- 3 Использование рекуррентной модели для учета временных зависимостей



Фрагмент  
ЭЭГ-сигнала



Bird View  
Расположение  
электродов на  
голове



Динамическая  
графовая модель

# Постановка задачи

$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_m]_{m=1}^M$ ,  $\mathbf{X}_m \in \mathbb{R}^{E \times N}$  — исходный сигнал,  $N$  — число отсчётов времени,  $E$  — число электродов,  $M$  — число испытаний.

Дополнительно известна матрица координат электродов  $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{E \times 3}$ .

Рассмотрим ненаправленный динамический граф:

$$\mathcal{G}(m, t) = (\mathcal{V}(m, t), \mathcal{E}(m, t), A_{\mathbf{X}, \mathbf{Z}}(m, t)),$$

в котором  $\mathcal{V}(m, t)$  — множество электродов, множество рёбер  $\mathcal{E}(m, t)$  и их веса определяются из матрицы связности  $A_{\mathbf{X}, \mathbf{Z}}(m, t)$ .

Требуется найти функцию:

$$A_{\mathbf{X}, \mathbf{Z}}(m, t) : M \times T' \rightarrow \mathbb{R}_+^{E \times E}, \quad T' \subseteq T, \quad T = \{t_n\}_{n=1}^N.$$

## Phase Locking Value и матрица связности

Для сигналов  $x(t)$  и  $y(t)$  длины  $T_w$ , фазовая синхронизация (PLV) определяется как:

$$p_{ij}(m, t_n) = \left| \frac{1}{T_w} \sum_{k=1}^{T_w} \exp(i(\phi_x(k\Delta t) - \phi_y(k\Delta t))) \right|,$$

где  $\Delta t$  — шаг по времени,  $i = \sqrt{-1}$ .

Матрица связности строится по правилу:

$$A_{X,Z}(m, t) = [a_{ij}(m, t)] \in \mathbb{R}_+^{E \times E},$$
$$a_{ij}(m, t) = \begin{cases} p_{ij}(m, t), & \text{если } p_{ij}(m, t) \geq \rho(p), \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

# Модель классификации

Используется модель **DCGRU**, успешно применявшаяся для классификации эпилептических припадков по ЭЭГ.

Преимущества:

- 1 Учитывает влияние удалённых вершин графа за счёт диффузии;
- 2 Устойчива к шуму — важно для индивидуальных ЭЭГ-данных.

Диффузионная свёртка на графе:

$$X_{:,p} \star_{\mathcal{G}} f_{\theta} = \Phi F(\theta) \Phi^{\top} X_{:,p},$$

$L = \Phi \Lambda \Phi^{\top}$  — спектральное разложение лапласиана;

$F(\theta) = \sum_{k=0}^{K-1} \theta_k \Lambda^k$  — полиномиальный фильтр;

$p$  — индекс признака вершины.

# Признаковое описание

В качестве признаков используются значения **дифференциальной энтропии** для диапазонов ритмов мозга: дельта (1–3 Гц), тета (4–7 Гц), альфа (8–13 Гц), бета (14–30 Гц), гамма (31–50 Гц).

**Формула дифференциальной энтропии** для  $Y \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ :

$$DE(Y) = \frac{1}{2} \log(2\pi e \sigma^2)$$

**Размерность графового сигнала в момент времени  $t$ :**

$x_t \in \mathbb{R}^{62 \times 5}$ , где 62 — количество электродов, 5 — диапазоны частот.

# Результаты

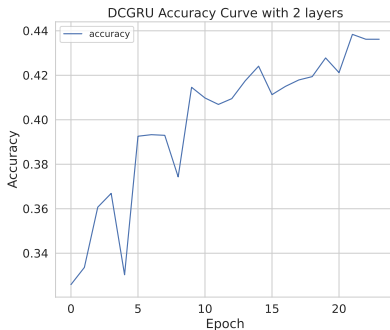
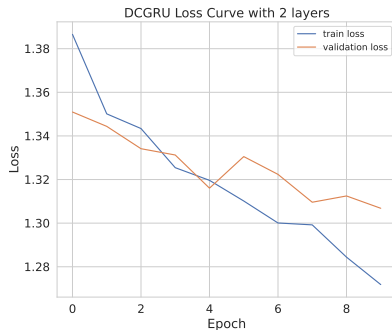
Проведено сравнение производительности двух архитектур RNN: с одним и двумя рекуррентными слоями. Также исследовано влияние длины входной последовательности (12 и 17 элементов) на качество модели. Обучение всех моделей производилось на GPU NVIDIA Tesla T4, время обучения — около 15 минут на каждую конфигурацию.

## Основные выводы:

- 1 Лучший результат — модель с двумя рекуррентными слоями и последовательностью из 17 элементов.
- 2 Качество модели GRU хуже по сравнению с DCGRU.
- 3 Модели с одним рекуррентным слоем быстрее начинают переобучаться.



# Модель с двумя рекуррентным слоем и группой в 17 элементов



# GRU baseline

