

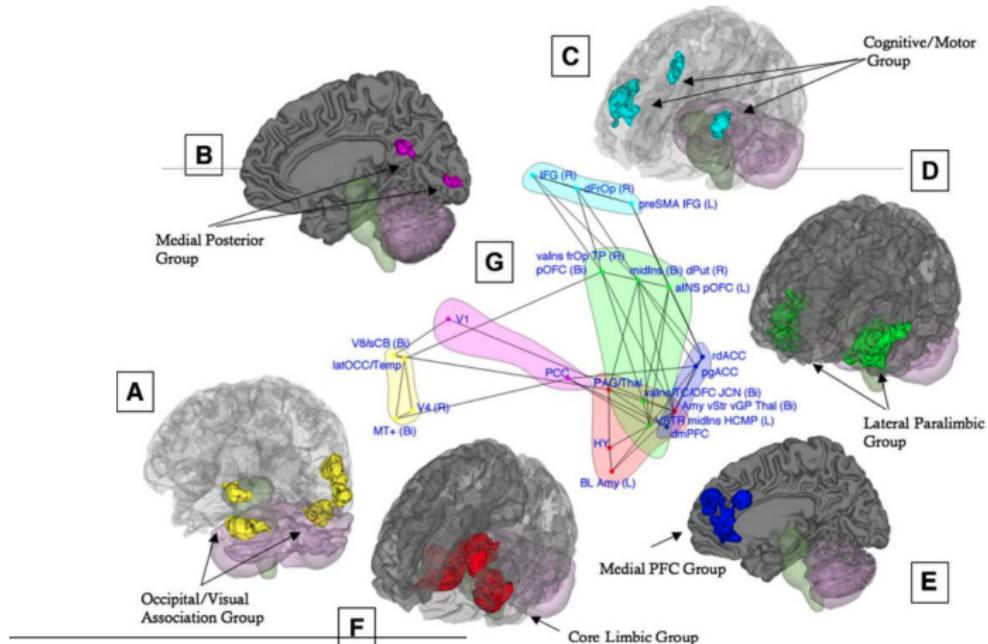
# Диффузные графовые модели для задачи декодирования сигналов головного мозга

Панченко С.К., Стрижов В.В.

Московский физико-технический институт  
Москва, ФИЦ Информатика и управление РАН

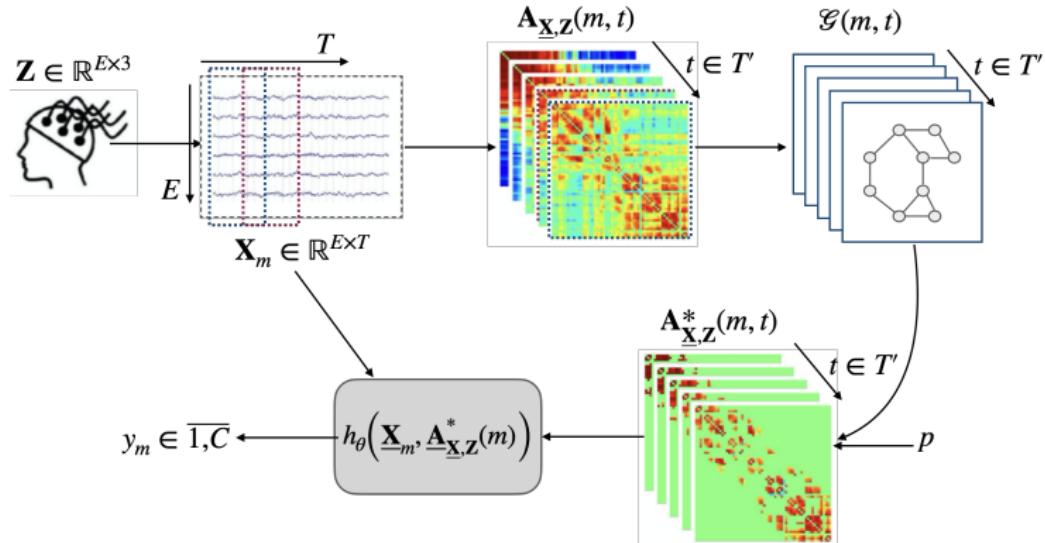
Москва,  
2023 г.

## Functional groups



Kober H. et al. Functional grouping and cortical–subcortical interactions in emotion: A meta-analysis of neuroimaging studies // Neuroimage. 2008 Aug 15; 42(2): 998–1031.

# Предыдущие результаты: решение задачи классификации сигналов EEG с помощью GCN



Пайплайн предложенной модели: 1) пространственная структура многомерного временного ряда описывается графом; 2) композиция графовой свёрточной сети и рекуррентной сети преобразует последовательность графовых представлений сигнала в классификационную метку.

# Предыдущие результаты: Модель GCN LSTM

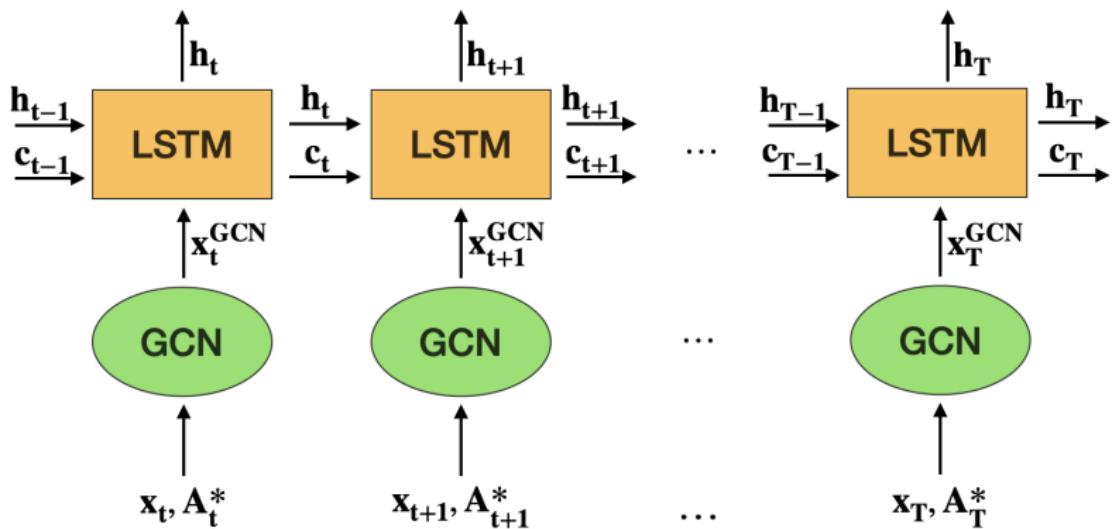


Схема использованной нейросети

**Задача:** Осуществить предсказание горизонта прогнозирования многомерного сигнала активности головного мозга.

**Проблема:** Из-за отсутствия регулярности структуры сигнала на сферической поверхности мозга CNN не могут быть эффективно применены для учета пространственной информации.

**Предлагается:** Рассмотреть графовое представление сигналов для учета функциональных взаимосвязей различных частей мозга в пространстве. Эти графовые представления предлагается использовать в качестве входов *диффузной графовой сети*.

## Диффузная графовая нейросеть

*Benjamin P. Chamberlain, James Rowbottom, Maria Gorinova,  
Stefan Webb, Emanuele Rossi, Michael M. Bronstein* GRAND:  
Graph Neural Diffusion

## Графовые нейросети для прогнозирования временных рядов

*Andrea Cini, Ivan Marisca, Daniele Zambon, Cesare Alippi*  
Graph Deep Learning for Time Series Forecasting

## Дополнительные ссылки

*Вареник Н.В.* Построение карты связности  
функциональных групп в задаче декодирования сигналов

## Постановка задачи декодирования

Задан многомерный временной ряд  $\underline{\mathbf{X}} = [\mathbf{X}_m]_{m=1}^M$ ,  $\mathbf{X}_m \in \mathbb{R}^{E \times N}$  – исходный сигнал,  $N$  – число отсчетов времени,  $E$  – число электродов,  $M$  – число испытаний. Дополнительно известна матрица координат электродов  $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{E \times 3}$ .

Задан ненаправленный динамический граф:

$$\mathcal{G}(m, t) = \left( \mathcal{V}(m, t), \mathcal{E}(m, t), \mathbf{A}_{\underline{\mathbf{X}}, \mathbf{z}}(m, t) \right),$$

в котором  $\mathcal{V}(m, t)$  – множество электродов, множество ребер  $\mathcal{E}(m, t)$  и их веса определяются матрицей смежности  $\mathbf{A}_{\underline{\mathbf{X}}, \mathbf{z}}(m, t)$ .

Требуется найти оптимальные параметры  $\theta^* = \theta^*(\underline{\mathbf{X}}, \mathbf{A}_{\underline{\mathbf{X}}, \mathbf{z}})$  параметрического семейства функций  $h(\cdot | \theta)$ , минимизируя функцию ошибки на обучающей выборке.

1. Евклидово расстояние между электродами
2. Корреляция Пирсона между сигналами электродов
3. Спектральная когерентность
4. Частично направленная когерентность
5. Мера синхронизации фаз

## Уравнение диффузии

Пусть  $x(u, t)$  – величина потока (тепла) в среде в точке пространства  $u$  в момент времени  $t$ . Тогда уравнение диффузии имеет вид:

$$\frac{\partial x(u, t)}{\partial t} = \operatorname{div}[g(u, t, x(u, t))\nabla_u x]$$

Дискретизация этого уравнения на графе имеет вид:

$$\frac{\partial}{\partial t} \mathbf{x}(t) = \dots = \mathbf{A}(\mathbf{x}(t))\mathbf{x}(t)$$

Неявная схема Эйлера, шаги схемы соответствуют слоям графовой сверточной нейросети:

$$\frac{\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}}{\tau} = \mathbf{A}(\mathbf{x}^{(k)})\mathbf{x}^{(k+1)} \rightarrow (\mathbf{I} - \tau\mathbf{A}(\mathbf{x}^{(k)}))\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)}$$

# Различные подходы к задаче декодирования многомерных временных рядов с помощью графовых нейросетей

Классификация пространственно-временных архитектур:

1. **Space-Then-Time (STT)**: сначала в каждый момент времени пространственная структура многомерного ряда агрегируется с помощью графовой нейросети, затем последовательность выходов этой сети подаётся на вход рекуррентной сети, отвечающей за временные зависимости компонент ряда.
2. **Time-Then-Space (TTS)**: наоборот, сперва ряд агрегируется по времени, а затем по пространству с помощью графовой сети.
3. **Time-and-Space (T&S)**: пространственно-временные зависимости многомерного временного ряда моделируются совместным образом.

# Вычислительный эксперимент

**Гипотеза:** Использование диффузной графовой нейросети позволяет осуществить предсказание горизонта прогнозирования сигналов головного мозга.

## Цели:

1. Обучить диффузную графовую нейросеть (в вариантах STT и TTS).
2. Оценить качество работы полученной пространственно–временной модели.
3. Сравнить полученные результаты с существующими методами декодирования многомерных временных рядов.

**Данные:** Одновременные измерения EEG-fMRI, полученные в эксперименте работы "Simultaneous EEG-fMRI during a neurofeedback task, a brain imaging dataset for multimodal data integration".

1. Предложена графовая диффузная нейросеть для решения задачи декодирования сигналов головного мозга.
2. Показана целесообразность использования информации о пространственной и функциональной структуре сигнала.
3. Показано превосходство диффузной графовой нейросети по сравнению с графовыми сверточными сетями при меньшем числе параметров.
4. Проведена нейробиологическая интерпретация.