

# Rest2Task: Image-to-Image model for task-based fMRI prediction

R&D день

Центров ИИ

Антипушина Е.С.<sup>1,2</sup>, Калимуллин Р.К.<sup>1,2</sup>, Коротин А.А.<sup>3</sup>, Шараев М.Г.<sup>2,3</sup>

## Проблематика

Хирургические вмешательства на мозге с пробуждением требуют точного картирования функциональных зон. Ежегодно в России проводится около 1000 таких операций, но традиционное предоперационное картирование с фМРТ в состоянии покоя часто не совпадает с зонами, активными при выполнении моторных задач

## Цель исследования

Цель состоит в нахождении матрицы переноса  $T$ , такой что  $T(D_{rest}) \approx D_{task}$ , что позволит предсказывать матрицы коннективности при выполнении задач на основе данных, полученных в состоянии покоя

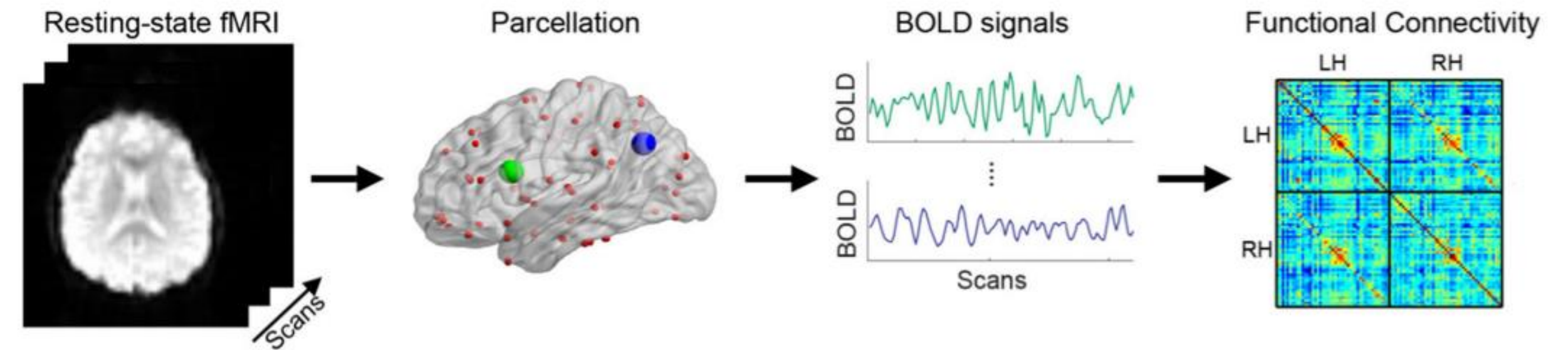


Рисунок 1 – Схема построения матриц коннективности на основе данных фМРТ

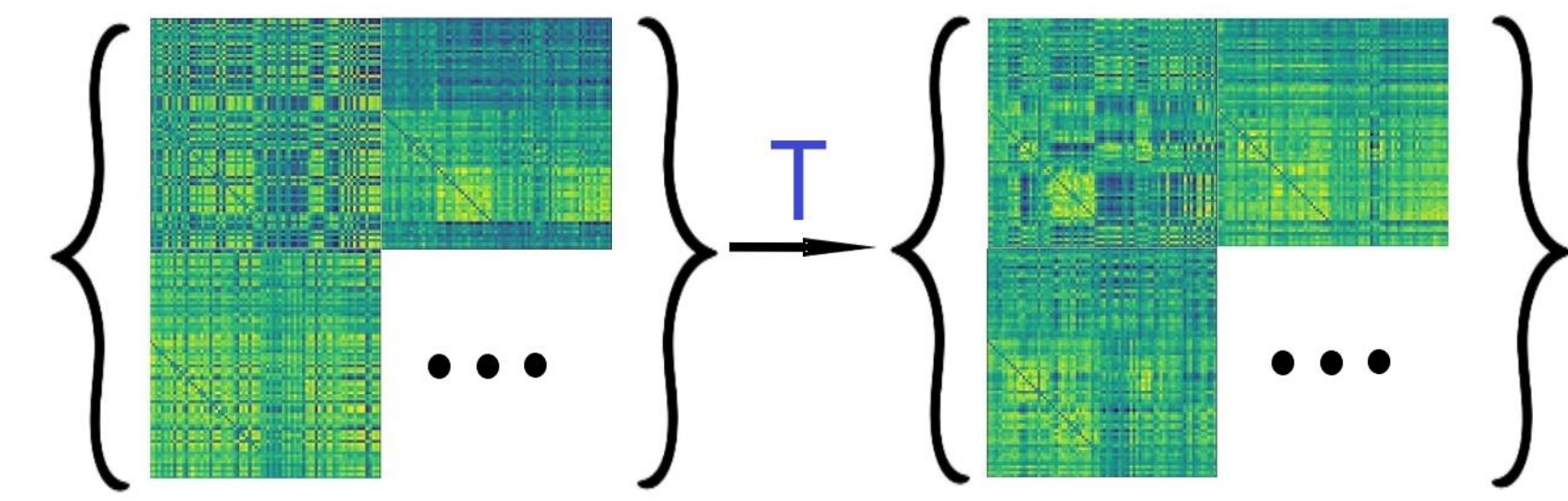


Рисунок 2 – Схема переноса паттернов фМРТ в домен задачи

## Решение img2img: перенос распределений данных между различными состояниями

### (1) VAE - baseline

**Проблема:** Модель выводит усредненную матрицу всех данных фМРТ при выполнении задач,  $E[D_{task}]$ , не показывая корректный перенос между  $D_{rest}$  и  $D_{task}$ .

**Следствие:** Латентное пространство  $z$  слишком ограничено, что приводит к усреднению  $q(z|D_{rest}) \approx q(z|D_{task})$  и потере критической информации, производя усредненное представление:  $E[T(D_{rest})] \approx E[D_{task}]$

### (2) cGAN (pix2pix)

+ учет парных данных, итерационное обновление весов, выучивание матрицы переноса

**Особенности архитектуры:** генератор использует *skip-connections* для сохранения низкоуровневой информации, а дискриминатор *PatchGAN* фокусируется на высокочастотных деталях

$$G^* = \arg \min_G \max_D \mathcal{L}_{cGAN}(G, D) + \lambda \mathcal{L}_{L1}(G).$$

### (3) WcGAN-QC

$$\mathcal{L}_{WcGAN-QC}(D) = \underbrace{\frac{1}{2} \left( \frac{1}{m} \sum_{i \in \mathcal{I}} D_w(y_i) - \frac{1}{m} \sum_{i \in \mathcal{I}} H_i^* \right)^2 + \frac{1}{2} \left( \frac{1}{n} \sum_{j \in \mathcal{J}} (D_w(x_j) - H_j^*)^2 \right)}_{\text{Потенциал Канторовича}} + \underbrace{\frac{\gamma}{\sqrt{Kn}} \sum_{j \in \mathcal{J}} (\|\nabla_x D_w(x_j)\| - K \|y_{\sigma(j)} - x_j\|)^2}_{\text{OT регуляризация}}$$

$$\mathcal{L}_{WcGAN-QC}(G) = \min_{\theta} \mathcal{L}(\theta) = -\frac{1}{n} \sum_{j \in \mathcal{J}} D_w(G_{\theta}(z_j))$$

### (4) Neural Optimal Transport

**Двойственная формулировка задачи:** используется двойственная формулировка задачи оптимального транспорта, что позволяет упростить оптимизационные процедуры и повысить эффективность алгоритма

$$\text{Функция стоимости: } C(x, \pi(\cdot|x)) = \int_{\mathcal{Y}} c(x, y) d\pi(y|x)$$

## Результаты

Model \ Score	VAE	cGAN	WcGAN-QC	Vanila NOT
MSE score	0.07 ± 0.25	0.06 ± 0.01	0.05 ± 0.01	0.06 ± 0.03
L1	0.69 ± 0.25	0.19 ± 0.01	0.18 ± 0.01	0.22 ± 0.03

Таблица 1 – Метрики качества моделей

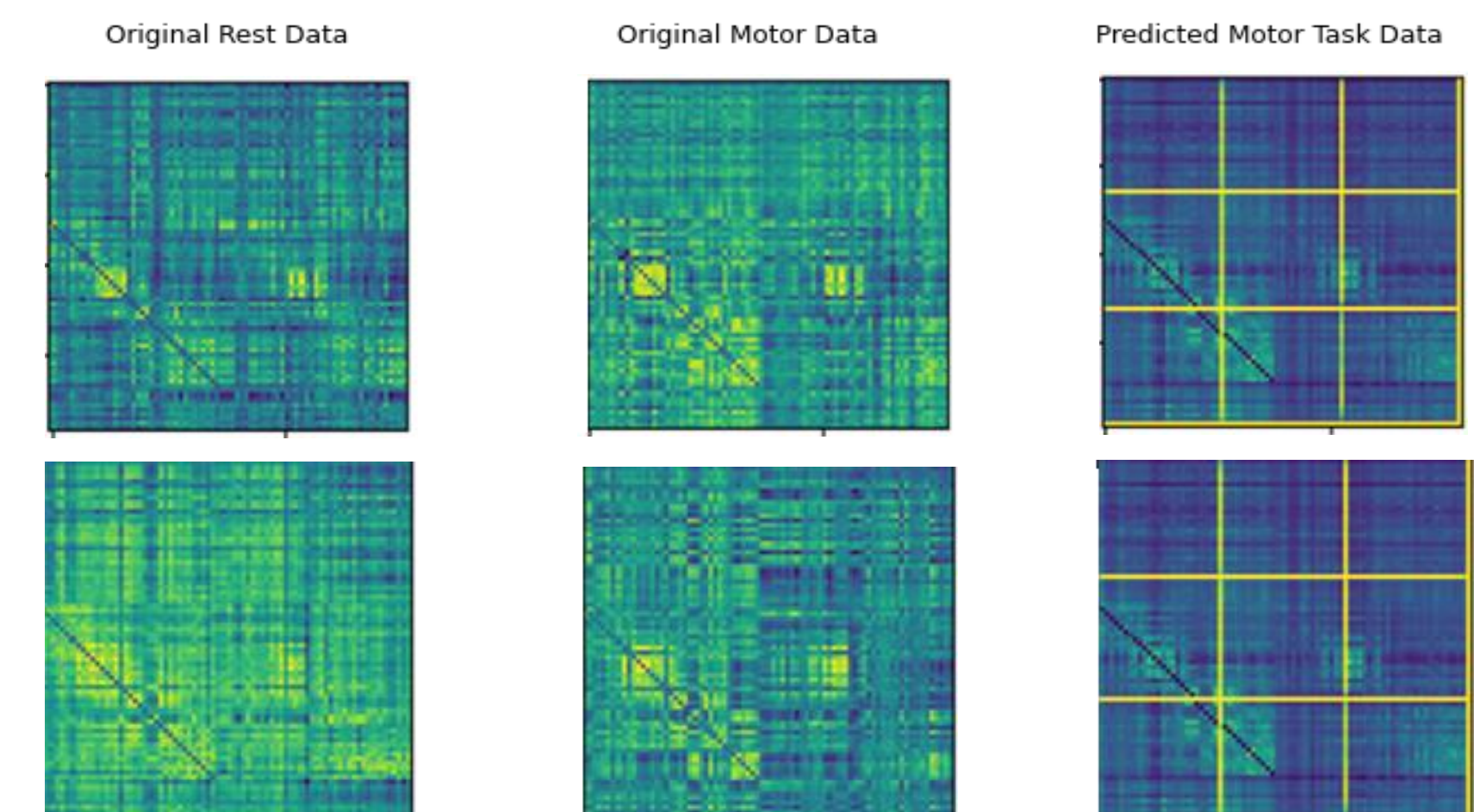


Рисунок 3 – Матрицы rest, motor, reconstruction VAE

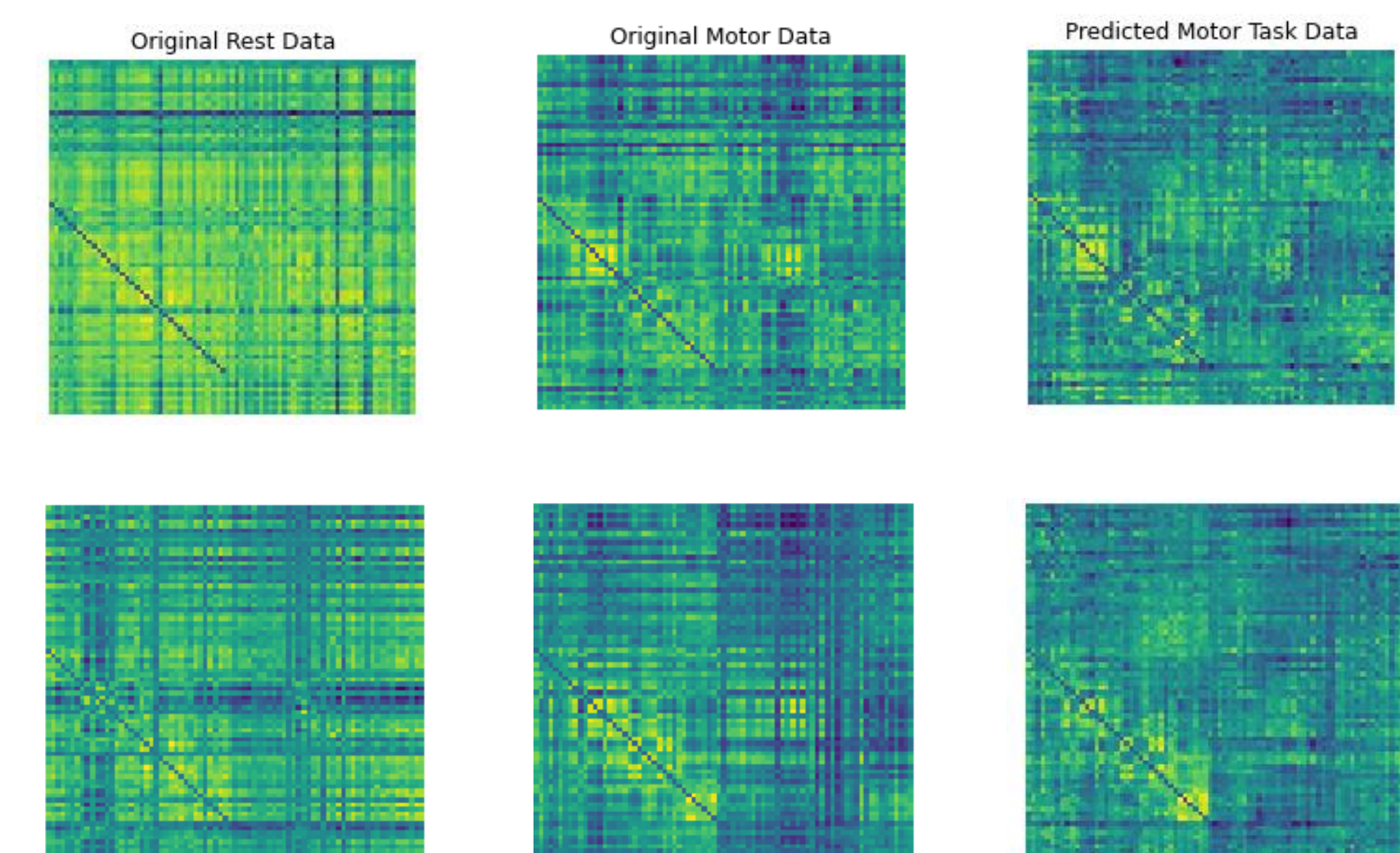


Рисунок 4 – Матрицы rest, motor, reconstruction cGAN

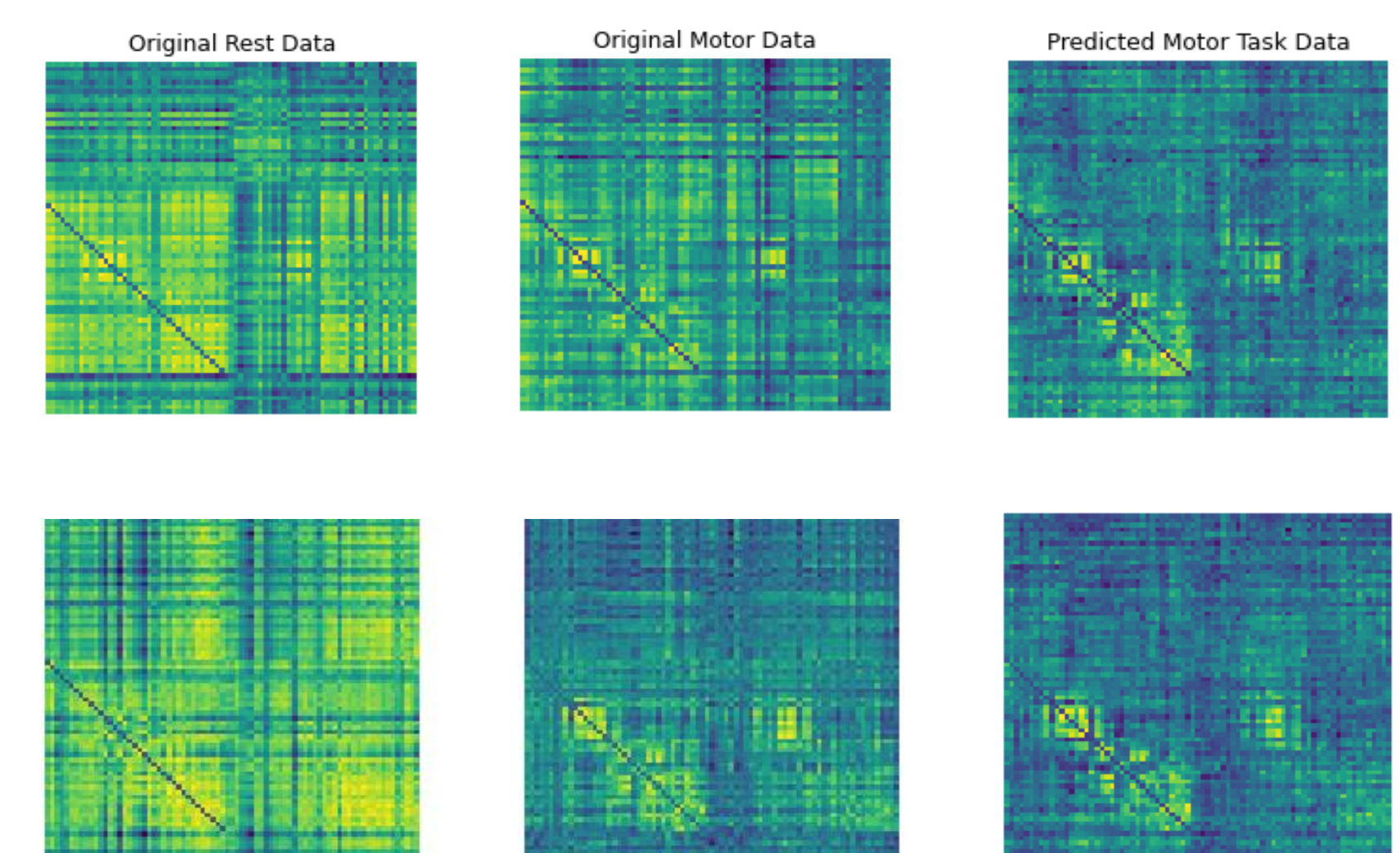


Рисунок 5 – Матрицы rest, motor, reconstruction WcGAN-QC

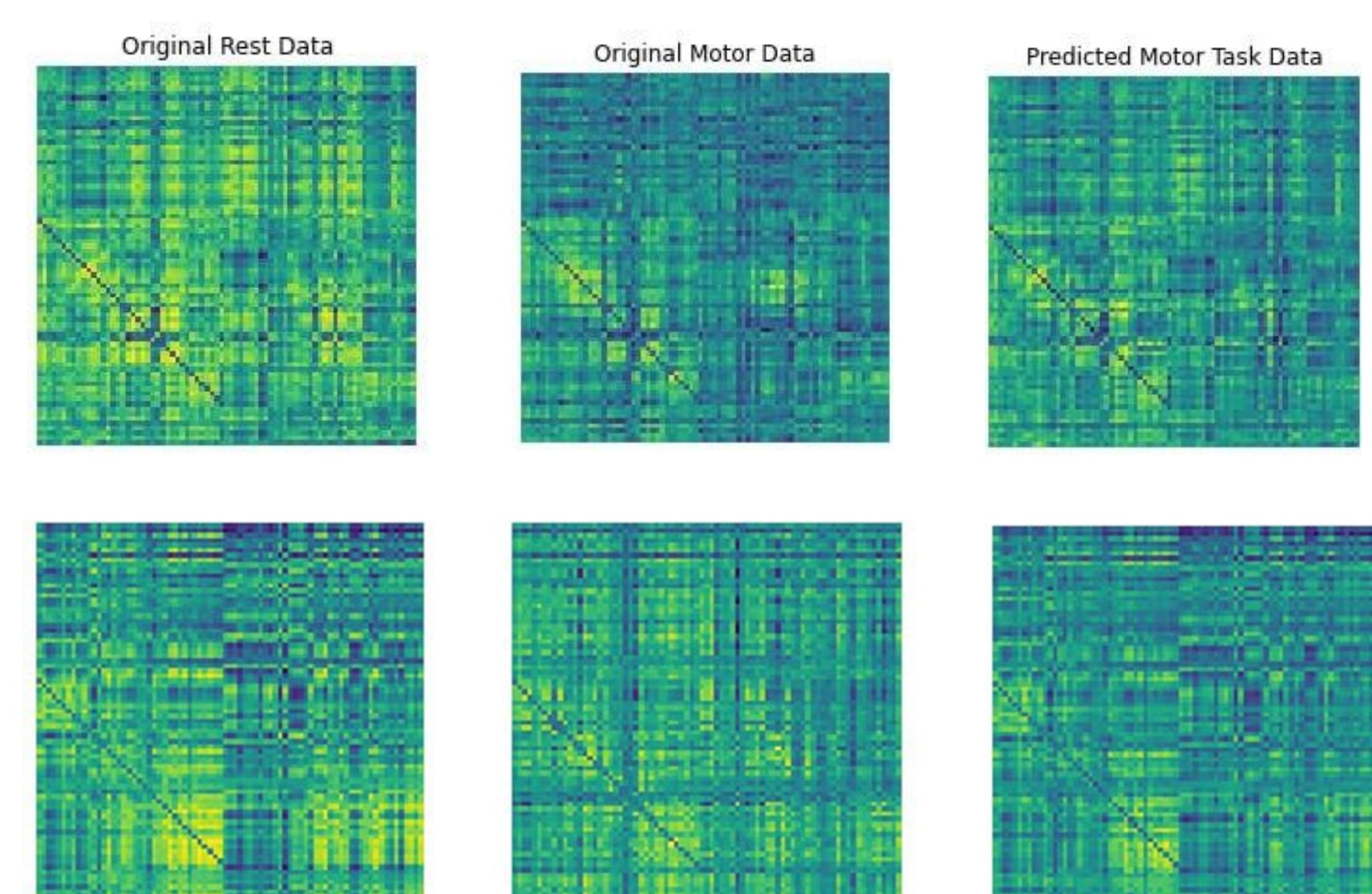


Рисунок 6 – Матрицы rest, motor, reconstruction NOT

WcGAN-QC демонстрирует высокую точность и устойчивость в трансформации матриц коннективности мозга. Этот метод основанный на Оптимальном Транспорте для парных данных хорошо рассчитывает карту переноса для матриц связности и выявляет мельчайшие изменения в паттернах моторных регионов по состоянию покоя

