

EEG-to-fMRI task

Катерина Антипушина, PhD-1

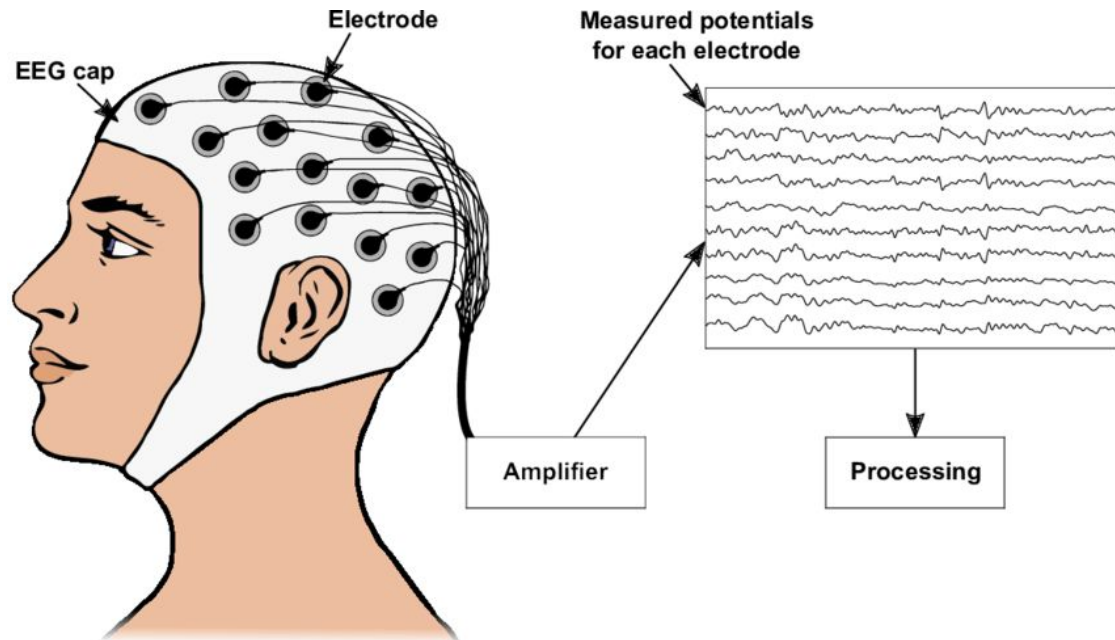


Skoltech

Основы ЭЭГ

Мозг работает с помощью электрических импульсов — нейроны (клетки мозга) "общаются" друг с другом с помощью слабых токов

Эти сигналы можно уловить, если поставить на голову специальные датчики (электроды)



ЭЭГ. Преимущества и ограничения



Плюсы

- **Высокое временное разрешение** (миллисекунды)
- **Низкая стоимость и портативность**
- **Безопасность и комфорт:** неинвазивный метод

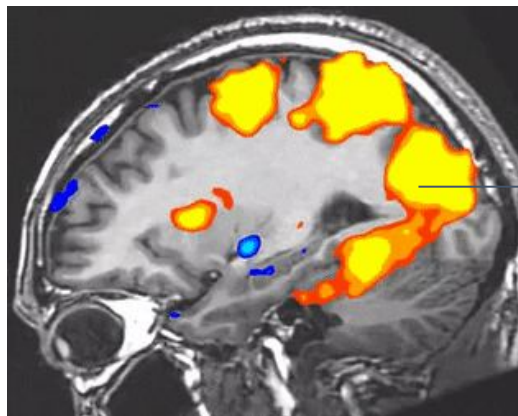
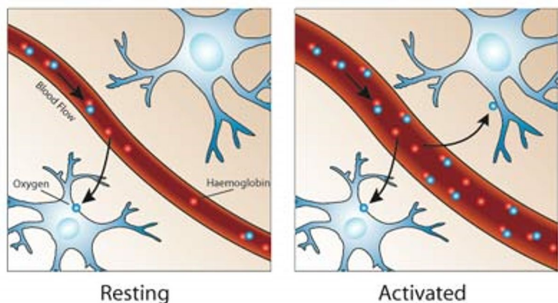
Минусы

- **Низкое пространственное разрешение**
- **Низкий SNR**
- **Требовательность к числу испытаний**
- **Зависимость от состояния кожи и монтажа электродов**

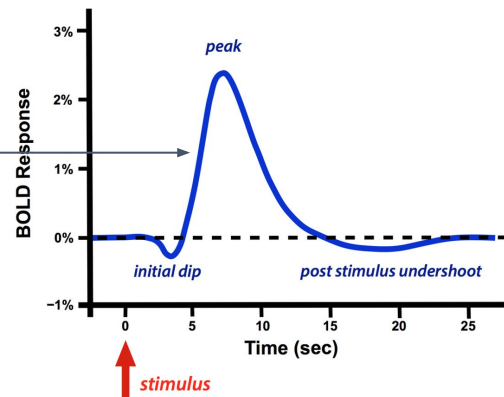
Основы фМРТ

Когда ты что-то делаешь — думаешь, двигаешься, смотришь — определённые части мозга «включаются» и начинают работать активнее.

Чтобы работать, им нужен кислород, который поступает с кровью. фМРТ замечает, куда поступает больше крови, и показывает эти области на снимках мозга



фМРТ



BOLD сигнал из региона

фМРТ. Преимущества и ограничения



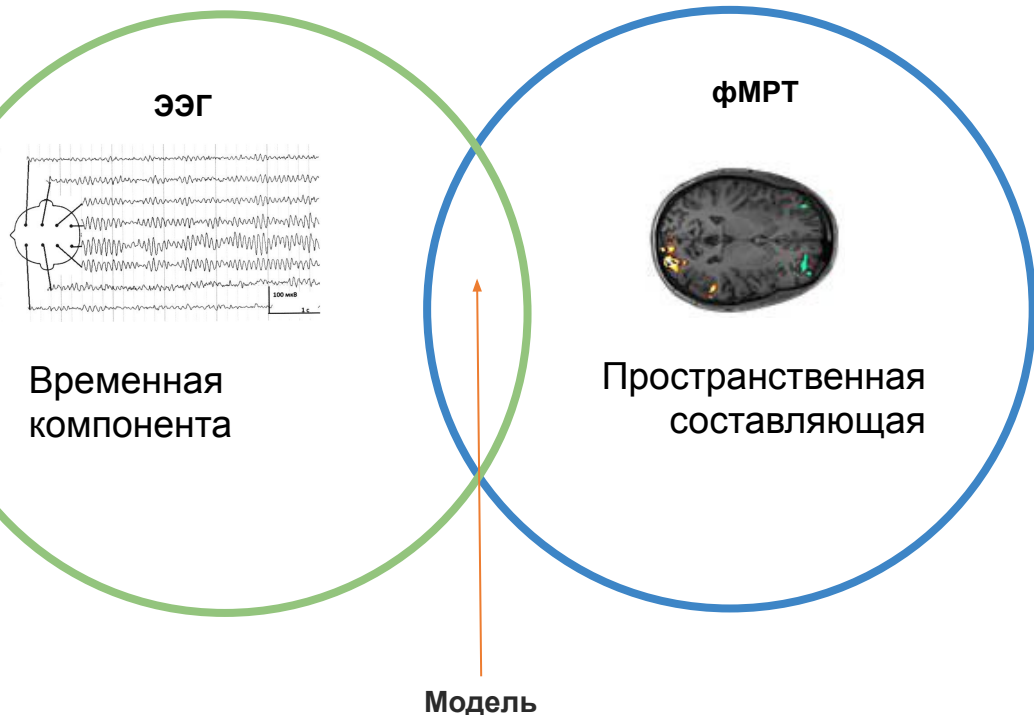
Плюсы

- **Неинвазивность и безопасность:** не требует радиоактивных маркеров и не использует ионизирующее излучение
- **Высокое пространственное разрешение:** позволяет локализовать активность с точностью до миллиметров
- **Полное покрытие мозга:** регистрация сигнала по всем областям мозга за один сеанс
- **Чёткий контраст функциональных сетей:** BOLD-контраст наглядно выделяет активированные участки при выполнении задач

Минусы

- **Низкое временное разрешение**
- **Высокая стоимость и ограниченная доступность**
- **Чувствительность к движению**

Почему возникла идея перевода ЭЭГ в фМРТ?



**ЭЭГ и фМРТ — два
взаимодополняющих метода**

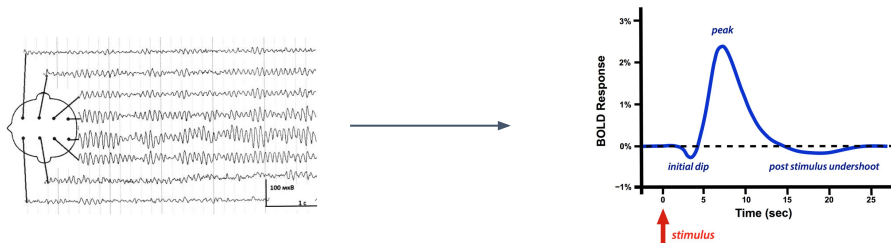
- ЭЭГ: отличное временное разрешение (миллисекунды), но плохое пространственное разрешение
- фМРТ: отличное пространственное разрешение (миллиметры), но плохое временное

Но!

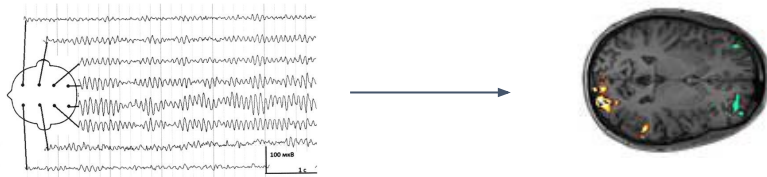
- ЭЭГ — дешево, портативно, доступно
- фМРТ — дорого, сложно, ограничено в клинике

Задача EEG2fMRI

- реконструкция сигнала фМРТ по ЭЭГ (Mier Hasson, NeuroBOLT)



- реконструкция сканов по сигналу ЭЭГ (NT-ViT)



Челлендж - временное несоответствие

ЭЭГ использует непрерывную дискретизацию (частота = $1/\Delta t$)

фМРТ использует дискретное послойное сканирование (TR = время между объемами)

Классические подходы (Meir-Hasson, 2014)

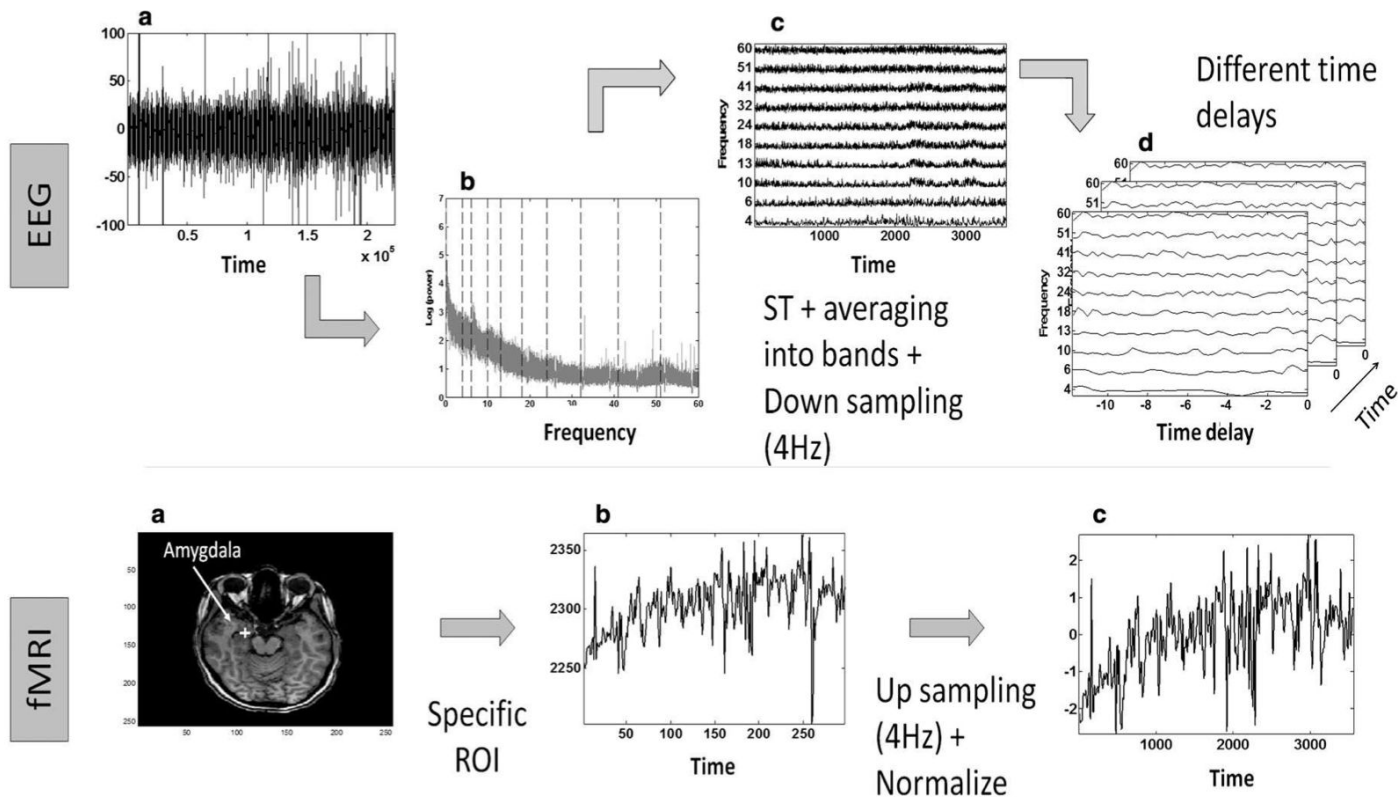


Fig. 2. Details of the post-processing stage. In the EEG, each electrode (a) is converted into time-frequency representation and reduced to 4 Hz. Data-driven bands are selected (b) and the time-frequency matrix (which originally has frequency resolution of 1 Hz) is averaged over those bands (c). A window of time in the EEG is considered for each time-point in the fMRI (d). In the fMRI, the extracted ROI (b) is up-sampled to 4 Hz and normalized (c).

Классические подходы (Meir-Hasson, 2014)

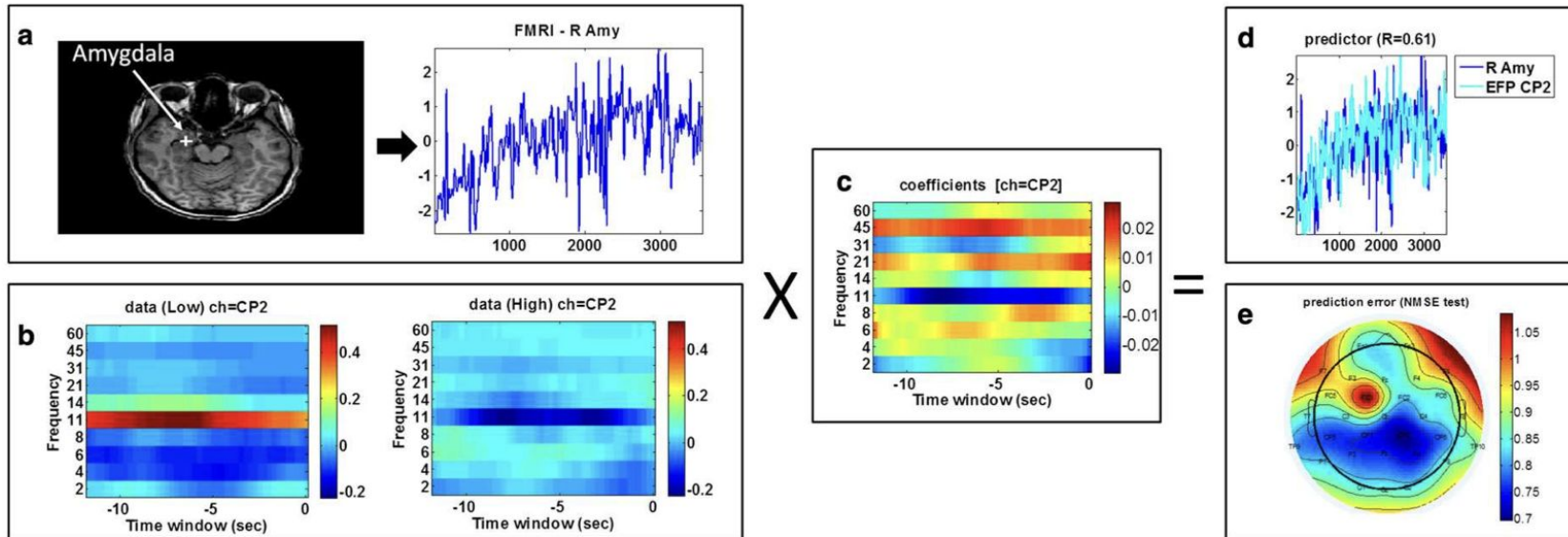
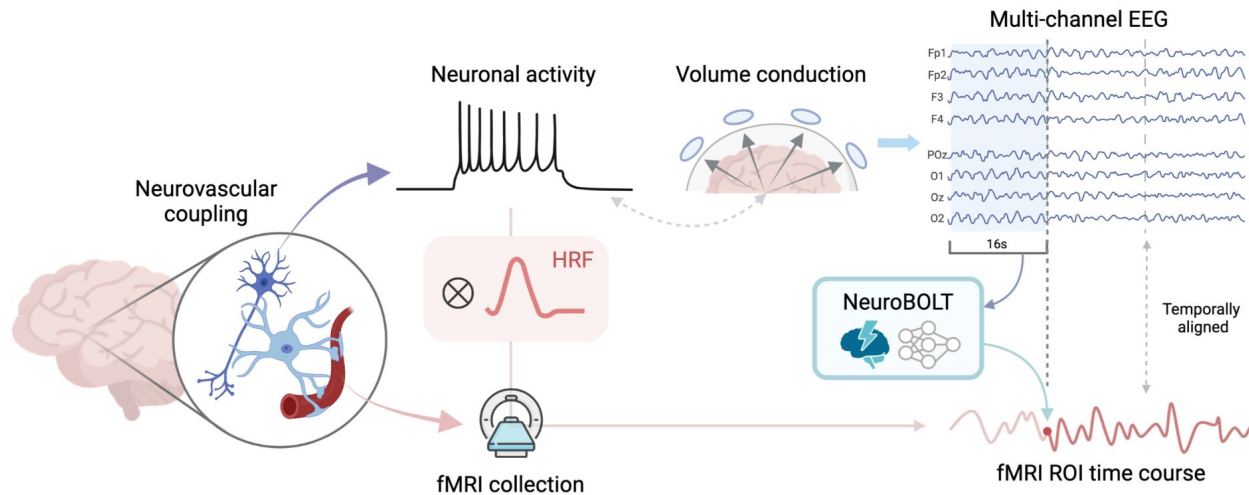


Fig. 3. Prediction input and output. a) Processed ROI signal and b) processed EEG data of a specific electrode. Two matrices are demonstrated. The left one is an average matrix of the entire EEG data related to lower 25% values of the ROI signal and the right one is an average matrix of the entire EEG data related to upper 25% values of the ROI. c) The EFP derived by the prediction model. Increased activity in the fMRI signal can be indicated by strong red coefficients which relate to increased activity in that time-frequency range or strong blue coefficients which relate to decreased activity in that time-frequency range. d) The predictor generated using the coefficients found. This predictor contains the same information as the ROI signal but it was produced using EEG, so it is sensitive to changes in the EEG that occur in higher temporal resolution than the original fMRI signal. e) Map of the prediction error using each one of the electrodes. This map indicates which electrodes were more useful in the prediction of the specific ROI.

GenAI подходы. NeuroBOLT



Цель: создать нейросеть для проекции сигналов ЭЭГ на BOLD-сигнал фМРТ.

Решение:

1. Модель захватывает многомерные признаки ЭЭГ (время, пространство, спектр).
2. Вместо фиксированной задержки между модальностями, используются **временные окна ЭЭГ**, соответствующие длительности HRF перед каждой точкой фМРТ (модель **Sequence-to-One**), чтобы учесть вариации: между людьми, зонами мозга, частотами

Методы. NeuroBOLT

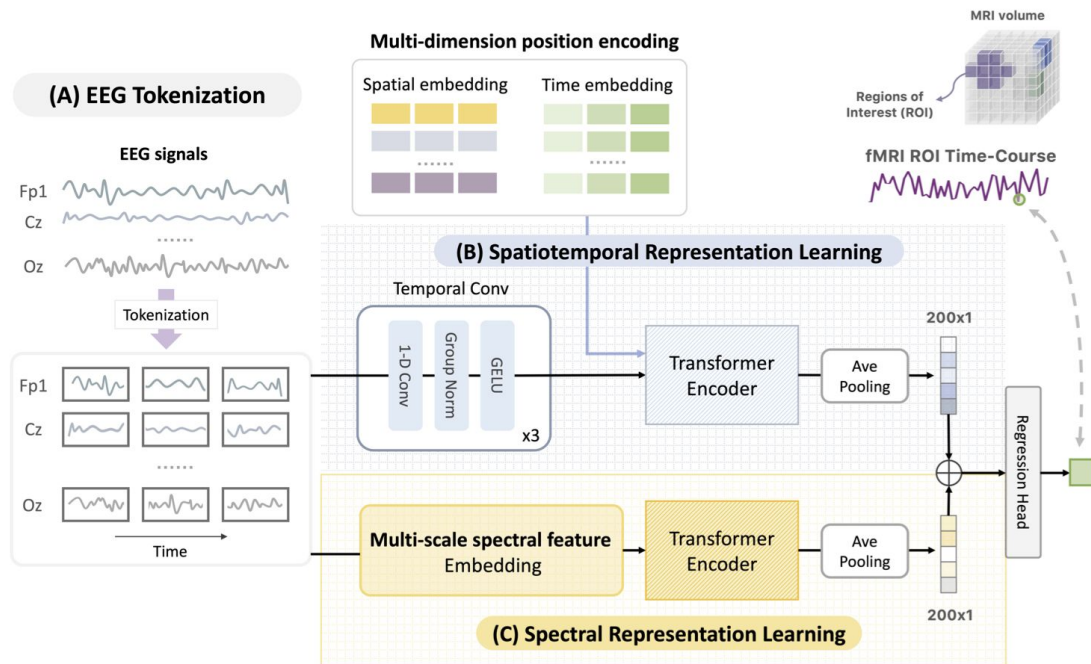


Figure 2: **Overall architecture of NeuroBOLT.** Our method first divides the input EEG window into uniform patches (A), and has two modules that are trained simultaneously: the temporal-spatial representation learning module (B) and the spectral representation learning module (C). The output embeddings from the two modules are summed and used as input to a regression head, which generates the final output.

NeuroBOLT. Multi-scale spectral feature embedding

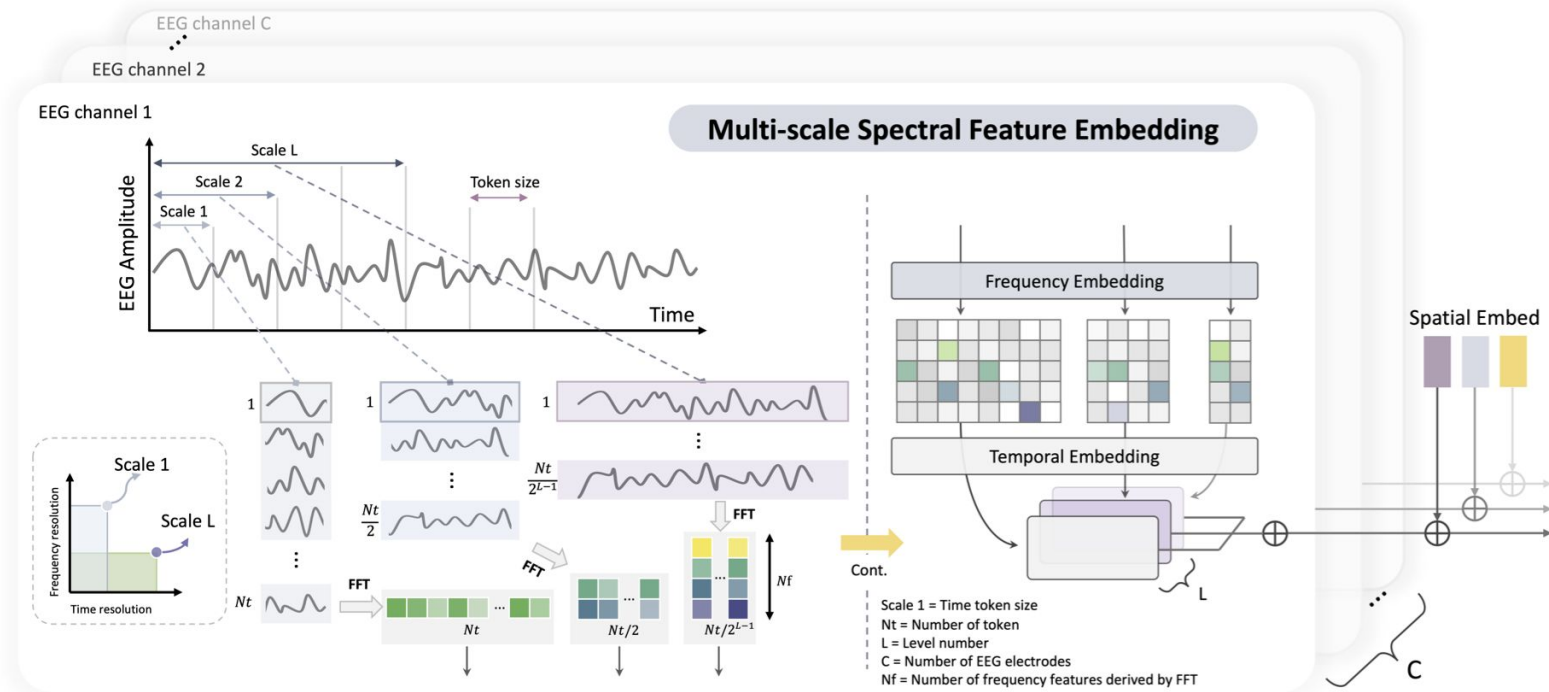


Figure 3: Multi-scale spectral feature embedding.

Описание данных

Состояние покоя (с закрытыми глазами)

Модальности: одновременная запись ЭЭГ и фМРТ.

фМРТ-данные: 22 испытуемых, 29 сканов (сканер Philips 3T), у 7 испытуемых — по два скана.

ЭЭГ-данные: 32 канала (система 10-20), референс — АСя (система BrainAmps MR, Brain Products GmbH), частота дискретизации = 5 кГц

Аудиторная задача (с закрытыми глазами):

Модальности: одновременная запись ЭЭГ и фМРТ.

фМРТ-данные: 10 испытуемых, 16 сканов (сканер Siemens Prisma 3T).

ЭЭГ-данные: 32 канала

Methods. Data splits

For subject-specific prediction (intra-scan), where training and testing occur on the same scan, we split the scan in an 8:1:1 ratio for training, validation, and testing

Given that the fMRI signal exhibits significant autocorrelation, typically extending from about -10 to 10 seconds, we implement **gaps of 20 seconds between the training and validation sets, as well as between the validation and testing sets**, to prevent data leakage.

For the inter-subject analysis in resting-state data, we randomly divided the datasets into training/validation/testing sets by approximately 3:1:1 (18 scans : 5 scans : 6 scans). For the task data, we split the scans by 9 scans : 3 scans : 4 scans.

Результаты (resting-state)

Metrics: Pearson correlation

Table 1: Model performance (R) in intra- and inter-subject experiments. **Bold**: the best performance; the underlined: the second-best performance

Model		Primary Sensory		High-level Cognitive		Subcortical		Global Signal	Avg. $R\uparrow$
		Cuneus	Heschl's Gyrus	Middle Frontal	Precuneus Anterior	Putamen	Thalamus		
Intra-scan	BIOT[59]	0.531±0.223	0.518±0.207	0.490±0.162	0.459±0.110	0.410±0.205	0.411±0.231	0.493±0.133	0.473
	LaBraM[22]	<u>0.540±0.176</u>	<u>0.519±0.197</u>	<u>0.493±0.153</u>	<u>0.490±0.176</u>	<u>0.411±0.179</u>	<u>0.449±0.177</u>	0.487±0.167	<u>0.484</u>
	BEIRA [25]	<u>0.357±0.241</u>	<u>0.396±0.240</u>	<u>0.294±0.228</u>	<u>0.320±0.220</u>	<u>0.234±0.194</u>	<u>0.328±0.197</u>	0.456±0.240	0.341
	Li, et al. [31]	0.460±0.228	0.515±0.207	0.376±0.169	0.457±0.204	0.324±0.183	0.398±0.194	<u>0.583±0.170</u>	0.445
	NeuroBOLT (ours)	0.588±0.166	0.566±0.183	0.502±0.168	0.559±0.141	0.437±0.184	0.480±0.213	0.587±0.162	0.531
Inter-subject	FFCL [29]	0.326±0.094	0.412±0.039	0.327±0.078	0.437±0.091	0.243±0.125	0.373±0.082	0.512±0.048	0.376
	CNN Transformer [44]	0.218±0.204	0.412±0.114	0.298±0.097	0.316±0.153	0.232±0.086	0.180±0.106	0.282±0.185	0.273
	STT Transformer [48]	0.269±0.197	0.188±0.056	0.226±0.130	0.280±0.143	0.074±0.126	0.142±0.101	0.347±0.124	0.218
	BIOT [59]	0.457±0.123	<u>0.512±0.039</u>	0.393±0.128	<u>0.445±0.084</u>	<u>0.299±0.063</u>	0.413±0.073	0.529±0.110	<u>0.435</u>
	LaBraM [22]	0.177±0.116	0.211±0.105	0.153±0.132	0.170±0.152	0.047±0.111	0.147±0.122	0.150±0.152	0.151
	BEIRA [25]	0.421±0.112	0.482±0.063	0.384±0.147	0.452±0.149	0.241±0.135	0.410±0.097	0.492±0.106	0.412
	Li, et al. [31]	0.505±0.063	0.430±0.048	0.415±0.114	0.416±0.076	0.217±0.139	<u>0.424±0.072</u>	<u>0.529±0.092</u>	0.419
	NeuroBOLT (ours)	<u>0.482±0.100</u>	0.561±0.046	0.423±0.115	0.496±0.136	0.335±0.144	0.453±0.106	0.564±0.115	0.473

Результаты

Metrics: MSE

Table 6: MSE in intra- and inter-subject experiments on resting-state data.

Model		Primary Sensory		High-level Cognitive		Subcortical		Global Signal	Avg. MSE \downarrow
		Cuneus	Heschl's Gyrus	Middle Frontal	Precuneus Anterior	Putamen	Thalamus		
Intra-scan	BIOT[59]	0.271	0.249	0.237	0.287	<u>0.238</u>	0.274	0.249	0.258
	LaBraM[22]	0.276	0.249	<u>0.255</u>	0.273	0.236	0.247	0.277	0.259
	BEIRA [25]	0.249	0.244	<u>0.260</u>	0.288	0.239	0.241	<u>0.222</u>	<u>0.249</u>
	Li, et al. [31]	<u>0.261</u>	0.226	0.275	0.275	0.249	<u>0.229</u>	<u>0.226</u>	<u>0.249</u>
	NeuroBOLT (ours)	<u>0.272</u>	<u>0.242</u>	0.263	<u>0.274</u>	<u>0.238</u>	0.225	0.221	0.248
Inter-subject	FFCL [29]	0.225	0.212	0.230	0.205	0.250	0.230	<u>0.189</u>	0.220
	CNN Transformer [44]	0.261	0.226	0.236	0.223	0.246	0.248	0.282	0.246
	STT Transformer [48]	0.240	0.295	0.299	0.244	0.258	0.255	0.245	0.262
	BIOT [59]	0.217	<u>0.186</u>	0.220	0.201	<u>0.239</u>	0.220	0.196	<u>0.211</u>
	LaBraM [22]	0.247	<u>0.239</u>	0.256	0.246	<u>0.259</u>	0.255	0.246	<u>0.250</u>
	BEIRA [25]	0.231	0.194	0.242	<u>0.197</u>	0.250	0.230	0.201	0.221
	Li, et al. [31]	<u>0.193</u>	0.218	0.214	<u>0.219</u>	0.263	<u>0.212</u>	0.196	0.216
	NeuroBOLT (ours)	0.192	0.171	<u>0.215</u>	0.188	0.235	0.208	0.171	0.197

Результаты (task)

Table 3: Performance of NeuroBOLT in inter-subject prediction in resting-state and auditory task fMRI. Mean R values between prediction and g.t. are shown. RS: Resting-State, AT: Auditory Task, RS-p+AT-f: Pretraining on RS and finetuning on AT, RS+AT: joint training of RS and AT.

Training	Testing	Primary Sensory		High-level Cognitive		Subcortical		Global Signal	Avg. R \uparrow
		Cuneus	Heschl's Gyrus	Middle Frontal	Precuneus Anterior	Putamen	Thalamus		
RS	AT	0.387 \pm 0.087	0.431 \pm 0.026	0.419 \pm 0.099	0.451 \pm 0.050	0.240 \pm 0.202	0.361 \pm 0.164	0.372 \pm 0.087	0.380
AT	AT	0.428 \pm 0.141	0.479 \pm 0.084	0.407 \pm 0.058	0.460 \pm 0.071	0.187 \pm 0.253	0.362 \pm 0.166	0.287 \pm 0.120	0.373
RS-p+AT-f	AT	0.446 \pm 0.033	0.547\pm0.060	0.437\pm0.089	0.471 \pm 0.065	0.241 \pm 0.188	0.401\pm0.177	0.385 \pm 0.098	0.418
RS+AT	AT	0.461\pm0.101	0.516 \pm 0.044	0.434 \pm 0.106	0.476\pm0.041	0.248\pm0.194	0.401 \pm 0.220	0.404\pm0.070	0.420
RS	RS	0.482\pm0.100	0.561\pm0.046	0.423 \pm 0.115	0.496\pm0.136	0.335\pm0.144	0.453\pm0.106	0.564\pm0.115	0.473
RS+AT	RS	0.478 \pm 0.110	0.560 \pm 0.049	0.437\pm0.086	0.494 \pm 0.107	0.330 \pm 0.140	0.443 \pm 0.074	0.540 \pm 0.119	0.469

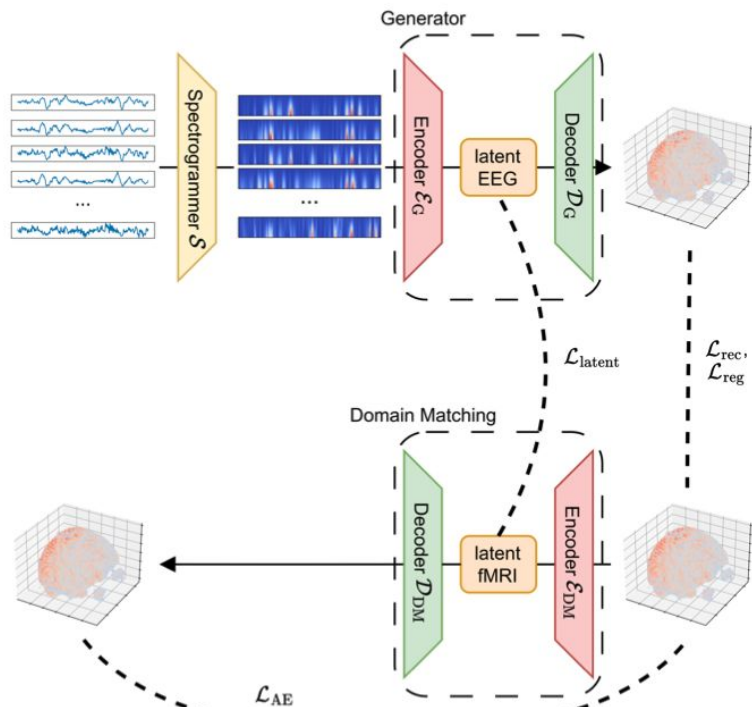
Ограничения метода (1)

1. Non-specific region of interest (ROI) definition for the task dataset
2. No explicit link for DMN resting state
3. Declared regions are surface based regions
4. Trained separately for each brain region

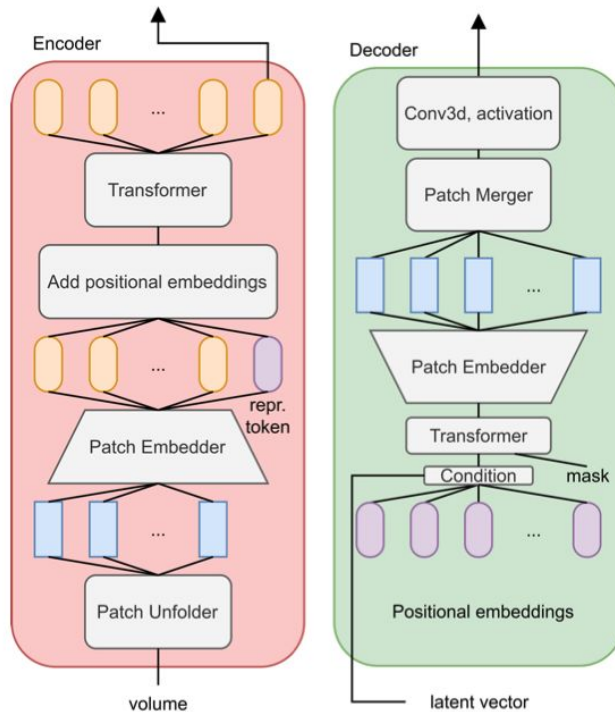
Small Sample Size?

Up to 22 **participants** were used for model training

GenAI подходы. NT-ViT



(a) The architecture of our model, NT-ViT.



(b) The Encoder (c) The Decoder sub-modules.

Как решается основной челлендж: сочетание 3D-патчей, representative token, модуля Domain Matching и U-Net-декодера

Methods. Dataset description

NODDI

17 здоровых взрослых в состоянии покоя (eyes-open); после удаления двух участников получено 15 субъектов → 4 110 пар EEG–fMRI

– EEG: 64-каналов (10-20), дискретизация 250 Hz (миллисекундное разрешение)

– fMRI: Siemens Avanto 1.5 T, TR = 2.16 s, объём 30×64×64 voxels

Oddball

– Записи EEG–fMRI у 17 здоровых взрослых во время «oddball» парадигмы (аудио + визуал) → 14 688 пар EEG–fMRI

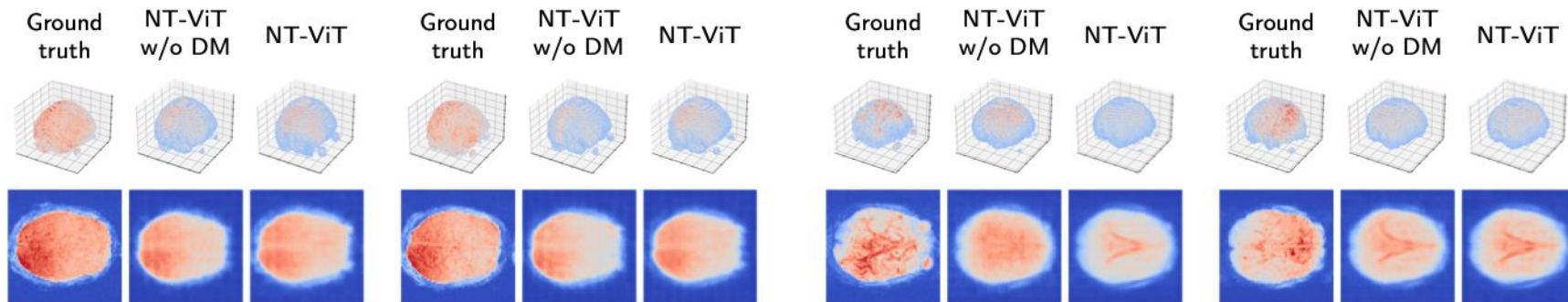
– EEG: 43 канала, 1000 Hz дискретизация для захвата быстрых колебаний, связанных с вниманием

– fMRI: Philips Achieva 3 T, TR = 2 s, объём 32×64×64 voxels на односканирующей катушке

CN-EPFL (дополнительно):

– Одновременные записи у 20 участников во время визуальной задачи, EEG: 64 канала, 5000 Hz; fMRI: TR = 1.28 s; всего 6 880 пар

Результаты



(a) Reconstructions of two samples on NODDI: subjects #32 and #36. (b) Reconstructions of two samples on Oddball: subjects #1 and #2.

Fig. 2: Examples of reconstructions made by the two configurations of our model NT-ViT. The results are represented in both PC and MIP formats. In both visual representations, areas appearing redder indicate higher oxygenation levels and greater activity, whereas the bluer regions signify lower oxygenation and reduced activity.

Dataset	Method	Validation	RMSE ↓	SSIM ↑	PSNR ↑	
NODDI	LP [5]	Fixed split	0.51 ± 0.05	0.433 ± 0.005	-	
	TALP [5]	Fixed split	0.41 ± 0.04	0.472 ± 0.010	-	
	FP [5]	Fixed split	0.43 ± 0.05	0.462 ± 0.003	-	
	TAFP [5]	Fixed split	0.40 ± 0.02	0.462 ± 0.020	-	
	CNN [†] [29]	Fixed split	0.46 ± 0.08	0.449 ± 0.060	-	
	NT-ViT w/o DM, ours	Fixed split		0.11	0.516	19.56
		LOSO		0.09 ± 0.01	0.557 ± 0.050	21.51 ± 1.206
NT-ViT, ours	Fixed split		0.10	0.534	20.05	
	LOSO		0.08 ± 0.01	0.581 ± 0.048	21.56 ± 1.056	
Oddball	LP [5]	Fixed split	0.74 ± 0.03	0.183 ± 0.033	-	
	TALP [5]	Fixed split	0.77 ± 0.12	0.158 ± 0.041	-	
	FP [5]	Fixed split	0.73 ± 0.05	0.196 ± 0.039	-	
	TAFP [5]	Fixed split	0.70 ± 0.09	0.200 ± 0.017	-	
	CNN [†] [29]	Fixed split	0.86 ± 0.03	0.189 ± 0.038	-	
	NT-ViT w/o DM, ours	Fixed split		0.07	0.595	22.98
		LOSO		0.07 ± 0.008	0.602 ± 0.047	23.05 ± 0.923
NT-ViT, ours	Fixed split		0.07	0.613	23.09	
	LOSO		0.07 ± 0.008	0.627 ± 0.051	23.33 ± 1.040	

Table 1: Results of our proposed model NT-ViT on the two benchmark datasets. The "Fixed split" validation scheme uses 2 and 4 subjects for the test sets of the NODDI and Oddball datasets, respectively. The model demonstrates a substantial improvement in performance metrics: the biggest improvement, on the Oddball dataset, is a 10-fold enhancement in RMSE and more than 3-fold in SSIM. [†] Reimplemented by [5].

GenAI подходы. E2fNet

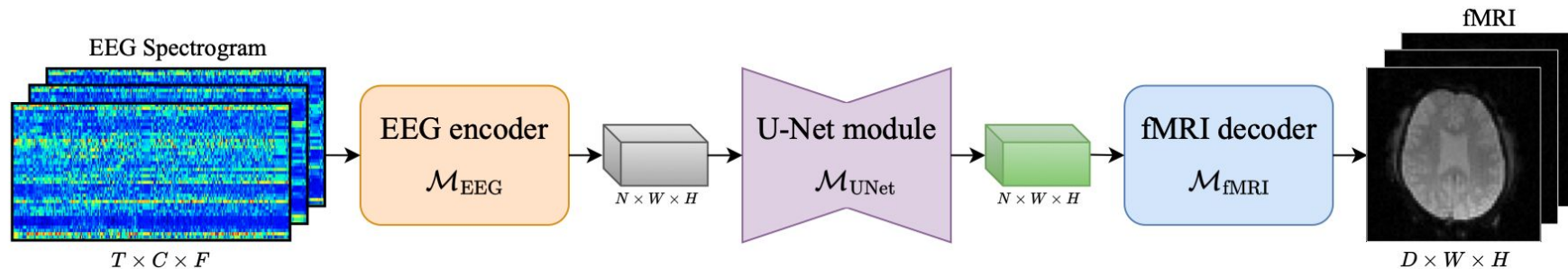
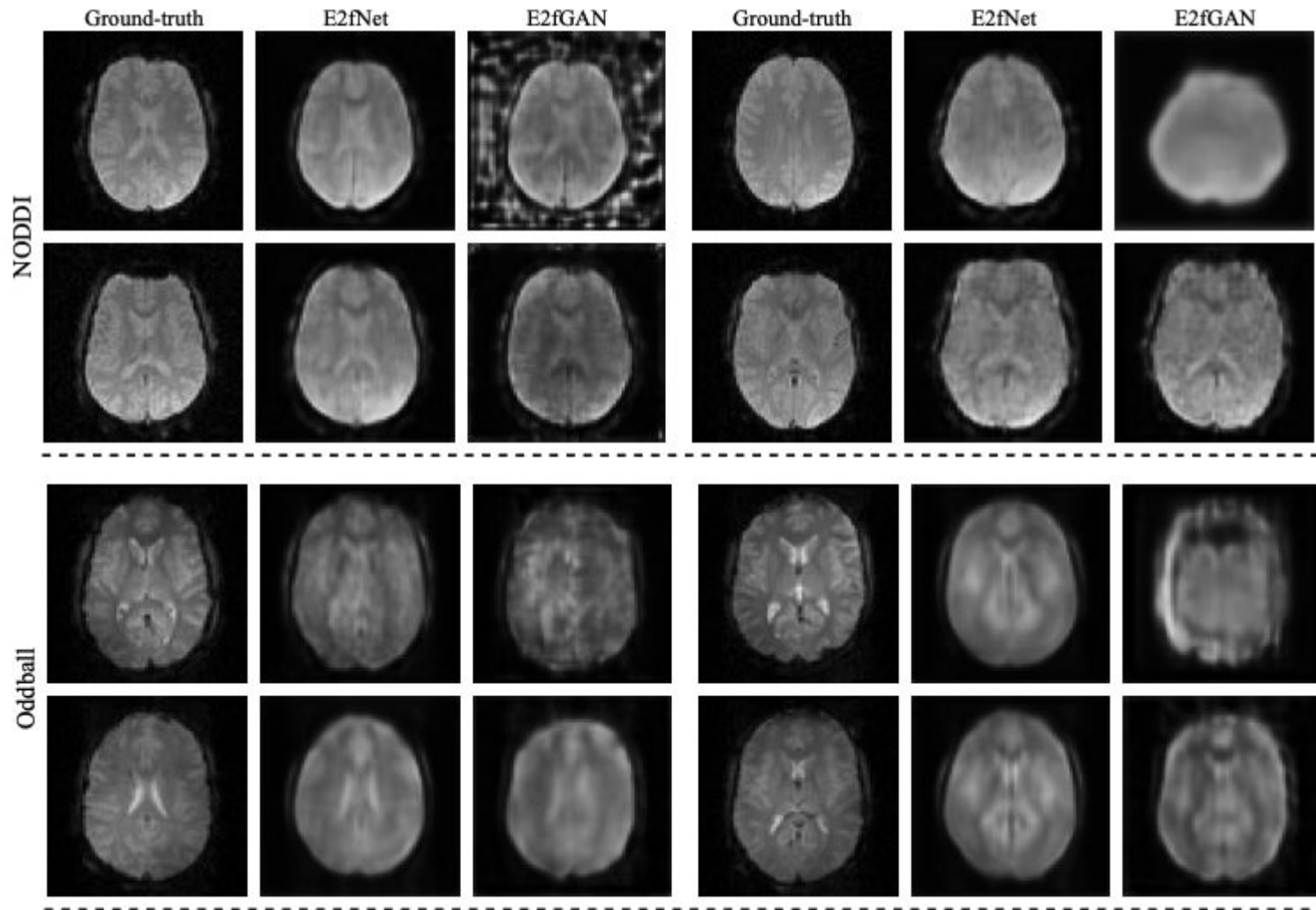


Fig. 1. The overview of our proposed E2fNet model for EEG to fMRI translation.

Как решается основной челлендж: с помощью специализированного энкодера, мульти-масштабного U-Net-модуля и выверенной функции потерь



Результаты

TABLE I

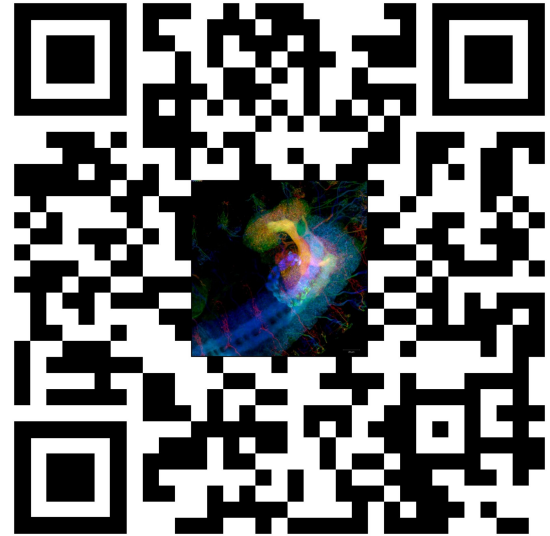
PERFORMANCE COMPARISON OF DIFFERENT EEG-TO-fMRI GENERATION MODELS ON THE NODDI, ODDBALL, AND CN-EPFL DATASETS

Model	NODDI		Oddball		CN-EPFL	
	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR
CNN-TC [8]	0.449 ± 0.060	—	0.189 ± 0.038	—	0.519	—
CNN-TAG [10]	0.472 ± 0.010	—	0.200 ± 0.017	—	0.522	—
NT-ViT [11]	0.581 ± 0.048	21.56 ± 1.06	0.627 ± 0.051	23.33 ± 1.04	N/A	—
E2fGAN (proposed)	0.576 ± 0.047	18.535 ± 1.345	0.583 ± 0.034	18.711 ± 1.754	0.607	18.172
E2fNet (proposed)	0.605 ± 0.046	20.096 ± 1.280	0.631 ± 0.042	22.193 ± 1.013	0.674	22.781

Заключение

Шаги успеха

1. Понимание данных (выбор регионов)
2. Работа с признаками и латентным пространством
3. Валидация и интерпретация



tg channel link