

DOI: 10.17586/1023-5086-2024-91-10-106-118

УДК 612.82, 004.94

# Объединение данных в нейровизуализации методами решения обратной задачи магнито- и электроэнцефалографии. Обзор

АРТЕМИЙ ЮРЬЕВИЧ ЖДАНОВ<sup>1</sup>✉, ВИКТОРИЯ АЛЕКСАНДРОВНА РЫЖОВА<sup>2</sup>,  
ВАЛЕРИЙ ВИКТОРОВИЧ КОРОТАЕВ<sup>3</sup>, СТАНИСЛАВ АЛЕКСЕЕВИЧ МОРОЗОВ<sup>4</sup>,  
ПЛАТОН АЛЕКСАНДРОВИЧ КРАВЦОВ<sup>5</sup>, РУСЛАН ДМИТРИЕВИЧ ХЛЫНОВ<sup>6</sup>

<sup>1, 2, 3, 5, 6</sup>Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия

<sup>1, 4</sup>Институт физиологии им. И.П. Павлова РАН, Санкт-Петербург, Россия

<sup>1</sup>artemichzdanov@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0004-2569-9329>

<sup>2</sup>victoria\_ryz@itmo.ru

<https://orcid.org/0000-0002-2682-8311>

<sup>3</sup>korotaev\_v\_v@mail.ru

<https://orcid.org/0000-0001-7102-5967>

<sup>4</sup>StanislavMorozov2001@yandex.ru

<https://orcid.org/0000-0003-2711-6946>

<sup>5</sup>platonex@bk.ru

<https://orcid.org/0009-0009-7125-399X>

<sup>6</sup>ruslan384ruslan3@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0003-2946-4653>

## Аннотация

**Предмет исследования.** Методы объединения данных функциональной нейровизуализации и алгоритмы их асимметричной обработки для решения обратной задачи магнито- и электроэнцефалографии. **Цель работы.** Составление аналитического обзора методов обработки данных нейровизуализации для демонстрации возможностей снижения погрешностей оценки величины активности источников сигналов мозговой активности, полученных традиционными методами магнито- и электроэнцефалографии с использованием совместной обработки данных магнито- и электроэнцефалографии и данных функциональной ближней инфракрасной спектроскопии или функциональной магнито-резонансной томографии. **Метод.** Теоретический анализ уравнений, описывающих обратную задачу магнито-электроэнцефалографии, критический обзор литературы, содержащей примеры использования мультимодальных данных при решении обратной задачи магнито- и электроэнцефалографии. **Основные результаты.** Определены способы использования априорной информации о мозговой активности при решении обратной задачи магнито- и электроэнцефалографии. Доказана необходимость применения асимметричного подхода к обработке мультимодальных данных для снижения погрешности оценки пространственного распределения мозговой активности. **Практическая значимость.** Результаты данной статьи могут быть полезны при проектировании систем мультимодальной нейровизуализации, а также при использовании таких систем.

**Ключевые слова:** обратная задача, магнитоэнцефалография, электроэнцефалография, мультимодальная нейровизуализация, нейронная активность, локализация источников

**Благодарность:** работа поддержана средствами федерального бюджета в рамках государственного задания ФГБУН Института физиологии им. И.П. Павлова РАН (№ 1021062411653-4-3.1.8).

**Ссылка для цитирования:** Жданов А.Ю., Рыжова В.А., Коротаев В.В., Морозов С.А., Кравцов П.А., Хлынов Р.Д. Объединение данных в нейровизуализации методами решения обратной задачи магнито- и электроэнцефалографии. Обзор // Оптический журнал. 2024. Т. 91. № 10. С. 106–118. <http://doi.org/10.17586/1023-5086-2024-91-10-106-118>

Коды OCIS: 170.0170, 110.0110, 330.0330.

# Data fusion in solving inverse magneto- and electroencephalography problem for neuroimaging. Review

ARTEMII YU. ZHDANOV<sup>1</sup>✉, VICTORIA A. RYZHOVA<sup>2</sup>, VALERY V. KOROTAEV<sup>3</sup>,  
STANISLAV A. MOROZOV<sup>4</sup>, PLATON A. KRAVTSOV<sup>5</sup>, RUSLAN D. KHLYNOV<sup>6</sup>

<sup>1, 2, 3, 5, 6</sup>ITMO University, Saint-Petersburg, Russia

<sup>1, 4</sup>Pavlov Institute of Physiology, Russian Academy of Sciences, Saint-Petersburg, Russia

<sup>1</sup>artemichzdanov@gmail.com <https://orcid.org/0009-0004-2569-9329>

<sup>2</sup>victoria\_ryz@itmo.ru <https://orcid.org/0000-0002-2682-8311>

<sup>3</sup>korotaev\_v\_v@mail.ru <https://orcid.org/0000-0001-7102-5967>

<sup>4</sup>StanislavMorozov2001@yandex.ru <https://orcid.org/0000-0003-2711-6946>

<sup>5</sup>platonex@bk.ru <https://orcid.org/0009-0009-7125-399X>

<sup>6</sup>ruslan384ruslan3@gmail.com <https://orcid.org/0000-0003-2946-4653>

## Abstract

**Subject of study.** Methods for fusing functional neuroimaging data and algorithms for their asymmetric processing to solve subsequent problems of magneto- and electroencephalography. **Aim of study.** Generalization and systematization in the form of analytical review methods that combine the processing of neuroimaging data to provide the ability to improve the results of solving magneto- and electroencephalography problems using data obtained by functional near-infrared spectroscopy and functional magnetic resonance imaging. **Method.** Theoretical analysis of equations describing the inverse problem of magnetoelectroencephalography, review of literature containing examples of the use of multimodal data in solving the inverse problem of magneto- and electroencephalography. **Main results.** Methods for using a priori information about brain activity when solving the inverse problem of magneto- and electroencephalography are determined. The necessity of using an asymmetric approach to multimodal data processing has been proven to reduce the error in estimating the spatial distribution of brain activity. **Practical significance.** The results of this article may be useful in the design of multimodal neuroimaging systems, as well as in the use of such systems.

**Keywords:** inverse problem, magnetoencephalography, electroencephalography, multimodal neuroimaging, neural activity, source localization

**Acknowledgment:** the study was supported by the State funding allocated to the Pavlov Institute of Physiology Russian Academy of Sciences (№ 1021062411653-4-3.1.8)

**For citation:** Zhdanov A.Y., Ryzhova V.A., Korotaev V.V., Morozov S.A., Kravtsov P.A., Khlynov R.D. Data fusion in solving inverse magneto- and electroencephalography problem for neuroimaging. Review [in Russian] // Opticheskii Zhurnal. 2024. V. 91. № 10. P. 106–118. <http://doi.org/10.17586/1023-5086-2024-91-10-106-118>

**OCIS codes:** 170.0170, 110.0110, 330.0330.

## ВВЕДЕНИЕ

Развитие технологий регистрации сигналов коры головного мозга в ответ на внешние воздействия позволяет совершенствовать методы исследования активности локальных нейронных сетей у человека. Технологии исследования мозговой активности имеют широкое применение в медицине и дают нам возможность понять работу механизмов зрительного восприятия и произвести оценку когнитивных способностей человека [1–4]. Более того,

технологии исследования сигналов мозговой активности необходимы для работы мозг-компьютерных интерфейсов, изучение которых приобретает всё большую популярность на сегодняшний день [5, 6–8].

Для получения данных о сигналах мозговой активности используются различные методы функциональной нейровизуализации. Наиболее доступными и распространёнными в области функционального картирования мозга в силу своей мобильности и высо-

кого временного разрешения являются такие методы, как магнитоэнцефалография (сокр. МЭГ, англ. MEG — magnetoencephalography) и электроэнцефалография (сокр. ЭЭГ, англ. EEG — electroencephalography), регистрирующие возмущения магнитного или электрического поля, вызванные биоэлектрической активностью нейронов, расположенных в разных структурах коры головного мозга. Существуют прямая и обратная задачи для анализа данных, зарегистрированных при помощи ЭЭГ или МЭГ.

Известно, что прямая задача ЭЭГ или МЭГ состоит в измерении сигналов, зарегистрированных сенсорами приборов. При ЭЭГ определяются значения скалярного потенциала электрического поля непосредственно на поверхности головы, при МЭГ — значения вектора магнитной индукции поля вблизи поверхности головы. Расчёты соответствующих параметров полей проводятся на основе измеренных характеристик проводящей среды. Аналитическое решение прямой задачи позволяет сформировать исходные данные для определения пространственного распределения активности источников, что, в свою очередь, является методом обратной задачи ЭЭГ или МЭГ [9].

Обратная задача ЭЭГ и МЭГ (англ. inverse EEG problem, inverse MEG problem) состоит в оценке численных значений параметров электрического или магнитного поля, непосредственно характеризующих меру нейронной активности источников сигналов головного мозга, на основе измеренных в рамках прямой задачи возмущений электрического или магнитного поля. В обратной задаче ЭЭГ и МЭГ в качестве модели источника используется электрический диполь, а в качестве численной меры его активности — плотность электрического тока (в случае ЭЭГ), проходящего через область пространства мозга, занимаемую источником сигнала, или индукция магнитного поля (в случае МЭГ).

Полученная в результате решения обратной задачи оценка численных значений параметров соответствующих полей графически выражается в формировании объёмного изображения активной области коры мозга на основе пространственного распределения биоэлектрической активности дипольных источников сигналов. Параметры нейронной активности источников рассчитываются с использованием значений потенциалов (или ин-

дукции), измеренных методами ЭЭГ или МЭГ. Такое пространственное распределение активности диполей в пределах коры головного мозга можно назвать функциональной нейровизуализацией, которая позволяет получить наглядное представление о процессах, происходящих в мозге при когнитивной активности человека. Решением обратной задачи также зачастую называют локализацию источников сигналов мозговой активности, что является частным случаем оценки пространственного распределения активности, поскольку требует разработки критерия различения активного источника от неактивного.

С математической точки зрения, прямая и обратная задачи, как и методики их решения, идентичны для ЭЭГ и МЭГ, поэтому далее, применительно к этим методам нейровизуализации, будет использоваться обобщающий термин М-ЭЭГ.

Недостатком методов решения обратной задачи М-ЭЭГ с использованием известных математических моделей головы является относительно высокая погрешность оценки пространственного распределения активности источников сигналов головного мозга, связанная с тем, что каждый канал измерительной системы регистрирует активность не одного источника, а всех источников мозговой активности [10]. Для компенсации указанного недостатка можно использовать объединение данных магнито- или электроэнцефалографии с данными таких методов нейровизуализации, как функциональная магниторезонансная томография (фМРТ, англ. fMRI — magnetic resonance imaging) или функциональная ближняя инфракрасная спектроскопия (фБИКС, англ. fNIRS — functional near infra-red spectroscopy) [5, 11–13].

Исследования нейронной активности головного мозга, использующие объединение данных нескольких методов нейровизуализации, известны и активно проводятся на сегодняшний день [1, 6, 14–19]. Тем не менее, существует необходимость в систематизации и анализе имеющихся материалов о методах совместной обработки полученных данных для повышения достоверности и точности функциональной нейровизуализации, а также создания собственных конкурентоспособных систем неинвазивных исследований сигналов головного мозга. В связи с этим актуальным является проведение исследования в области разрабо-

танных аналитических методик, предназначенных для объединения данных, полученных разными методами нейровизуализации. В частности, интерес представляет возможность использования данных функционального картирования головного мозга методами фБИКС или фМРТ для предоставления информации о мозговой активности при решении обратной задачи М-ЭЭГ.

Таким образом, целью работы является составление аналитического обзора методов обработки данных нейровизуализации для демонстрации возможностей снижения погрешностей оценки величины активности источников сигналов мозга, полученных традиционными методами магнито- или электроэнцефалографии с использованием совместной обработки данных М-ЭЭГ и данных фБИКС или фМРТ.

## КОНЦЕПЦИЯ МУЛЬТИМОДАЛЬНОСТИ В КОНТЕКСТЕ НЕЙРОВИЗУАЛИЗАЦИИ

Мультимодальной (или мультиплексной) нейровизуализацией называют способ формирования изображения внутренней структуры тканей головного мозга в разных функциональных состояниях на основе информации, полученной при одновременном использовании более чем одного метода визуализации. Это позволяет исследовать активность или структуру более чем одного вида ткани головного мозга как одновременно в режиме реального времени [20, 21], так и последовательно, попеременно выполняя оценку функционального состояния тканей головного мозга [22, 23].

Способ формирования изображения мозга с использованием набора информации об активности или структуре одного вида ткани головного мозга называется унимодальным методом нейровизуализации [24, 25]. Таким образом, при исследовании головного мозга, мультимодальность реализуется путём объединения данных от двух или более унимодальных методов нейровизуализации.

В контексте мультимодальной нейровизуализации существуют два подхода к объединению данных — симметричный и асимметричный [26, 27]. Само объединение данных подразумевает собой синтез одного мультимодального набора данных с помощью нескольких наборов унимодальных данных. Разница между подходами к объединению данных со-

стоит в степени взаимодействия между наборами унимодальных данных.

Симметричный подход [24, 26, 28] предполагает равнозначность всех наборов данных, полученных унимодальными методами нейровизуализации, по отношению к регистрации активности головного мозга. Как следствие, такой подход существенно повышает информативность сформированного мультимодального набора данных, но не позволяет адекватно отобразить динамику функциональных взаимосвязей между участками коры головного мозга при выполнении когнитивных задач [29].

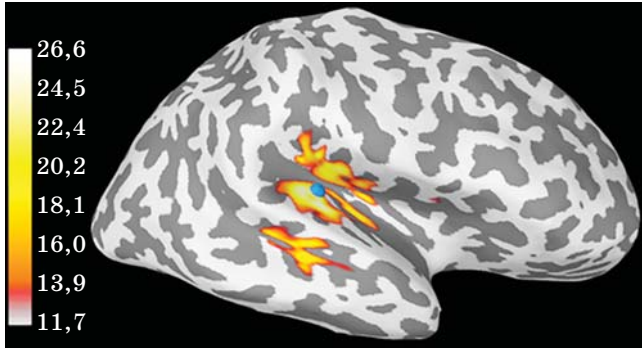
Асимметричный подход [30–32] предполагает использование данных одного из унимодальных методов нейровизуализации для улучшения численных характеристик другого метода нейровизуализации. В рамках М-ЭЭГ главной численной характеристикой выступает погрешность оценки активности источника сигнала ЭЭГ или МЭГ [33].

Примером асимметричного подхода будет использование данных функциональной ближней инфракрасной спектроскопии (фБИКС) для наложения пространственных ограничений на данные электроэнцефалографии (ЭЭГ) с целью снижения погрешности определения меры активности головного мозга методом ЭЭГ [34].

## ОЦЕНКА ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ МОЗГОВОЙ АКТИВНОСТИ С ПОМОЩЬЮ МЕТОДА МАГНИТО-ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАФИИ

Данная работа ограничена исследованием способов использования дополнительного набора унимодальных данных при решении обратной задачи М-ЭЭГ. В этом случае область поиска источника сигнала, являющаяся пространством (поверхностью) серого вещества [35], разделяется на элементы объёмного изображения, называемые вокселями. Каждому вокселу соответствует точечный источник сигнала, регистрируемого методом М-ЭЭГ. Пример визуализации решения обратной задачи представлен на рис. 1.

На рисунке изображена модель мозга, на которой цветом обозначено полученное с использованием компьютерной модели распределение нейронной активности, возникающей в ответ на зрительный раздражитель.



**Рис. 1.** Пример визуального представления решения обратной задачи М-ЭЭГ

**Fig. 1.** Example of visual representation of inverse M-EEG solution

По цветовой шкале отложена мера нейронной активности, приведённая в условных единицах, синим отмечен воксел изображения, соответствующий расположению источника с наибольшей активностью. Рисунок получен с использованием библиотеки MNE-Python, получившей свое название от классического метода решения обратной задачи М-ЭЭГ — метода оценки минимума нормы решения (англ. Minimum Norm Estimation, сокр. MNE) [36, 38]. В качестве исходных данных использовался датасет Sample, являющийся частью библиотеки открытого доступа [37].

Аналитическое описание данных, полученных с использованием метода М-ЭЭГ, выглядит следующим образом [38]:

$$\mathbf{d} = \mathbf{G}\mathbf{s}, \quad (1)$$

где  $\mathbf{d} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$  — вектор, размер которого  $m$  соответствует числу электродов, используемых в методе М-ЭЭГ, элементы вектора  $\mathbf{d}$  представляют собой значения измеряемого электрического или магнитного параметра (например, амплитуды) сигналов мозговой активности от каждого электрода;  $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{m \times 3n}$  — матрица, характеризующая чувствительность датчиков к воздействию электромагнитного поля, вызванному активностью головного мозга, для настройки моделей объёмной проводимости головы [38, 39] (англ. lead field matrix);  $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^{3n \times 1}$  — вектор, который определяется следующим выражением:

$$\mathbf{s} = [s_{1_x}, s_{1_y}, s_{1_z}, s_{2_x}, \dots, s_{n_x}, s_{n_y}, s_{n_z}]^T. \quad (2)$$

Количество  $3n$  элементов вектора  $\mathbf{s}$  обусловлено разложением вектора плотности тока в некотором вокселе на три ортогональные составляющие, определяющие направление и длину вектора плотности тока [38, 39]. Элементы вектора  $\mathbf{s}$  представляют значения длины ортогональных составляющих вектора плотности тока, определяющих его длину и направление в элементах объёмного изображения,  $n$  — число элементов изображения, на которые разделена область поиска источника, зависящее от принятой в эксперименте модели головы [40–42].

Элементы матрицы  $\mathbf{G}$  зависят от проводимости и геометрических параметров биологических тканей, разделяющих чувствительную поверхность электрода и источник активности мозга. Элементы матрицы  $\mathbf{G}$  определяются на основе аналитически сформированной и уточняемой в процессе эксперимента модели структуры биологических тканей головы, отображающей преобразование сигнала от каждого вокселя объёмного изображения до соответствующего электрода.

Выражение (1) представляет собой прямую задачу М-ЭЭГ, содержание которой состоит в нахождении вектора  $\mathbf{d}$  измеряемых прибором значений магнитного или электрического сигнала  $\mathbf{s}$  на основе известной матрицы  $\mathbf{G}$  биологической среды его распространения. Аналитическое решение обратной задачи М-ЭЭГ, соответственно, будет состоять в определении вектора сигналов  $\mathbf{s}$  от источника, используя известный вектор  $\mathbf{d}$ .

Очевидно, что на практике справедливо неравенство  $n \gg m$ , то есть число источников сигнала много больше количества приёмников и соответствующих им каналов. Поскольку с каждого источника снять отдельный сигнал принципиально невозможно, обратная задача М-ЭЭГ является плохо обусловленной [43], то есть имеет место отсутствие единственно верного решения [44].

Для того, чтобы ограничить число возможных решений до одного, на возможные решения обратной задачи М-ЭЭГ накладываются ограничения.

Первым налагаемым ограничением является критерий минимизации квадрата длины вектора  $\mathbf{s}$ :

$$\mathbf{s}^T \mathbf{s} \rightarrow \min. \quad (3)$$

Вторым налагаемым ограничением является минимизация расхождения между снятыми с электродов показаниями, формирующими вектор  $\mathbf{d}$ , и соответствующими сигналами мозговой активности, формирующими вектор  $\mathbf{s}$  и прошедшими через среду распространения сигнала М-ЭЭГ, которая описывается матрицей  $\mathbf{G}$  [38]:

$$\left( (\mathbf{G}\mathbf{s} - \mathbf{d})^T (\mathbf{G}\mathbf{s} - \mathbf{d}) \right) \rightarrow \min_{\mathbf{s}}. \quad (4)$$

Альтернативная форма записи выражения (4):

$$\|\mathbf{G}\mathbf{s} - \mathbf{d}\|^2 \rightarrow \min_{\mathbf{s}}. \quad (5)$$

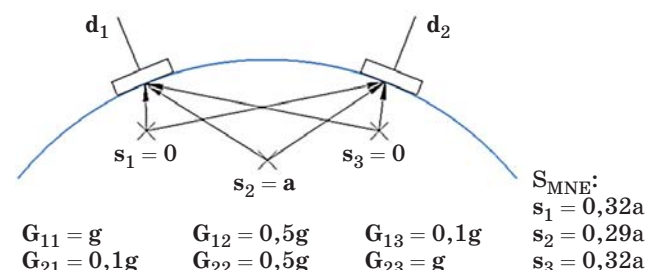
Поскольку желаемым является выполнение обоих критериев (3) и (5), объединим оба выражения и получим итоговое ограничение на решения обратной задачи М-ЭЭГ:

$$\|\mathbf{G}\mathbf{s} - \mathbf{d}\|^2 + \mathbf{s}^T \mathbf{s} \rightarrow \min_{\mathbf{s}}. \quad (6)$$

Так, с учётом принятого ограничения (6) формулируется аналитическое описание классического подхода к решению обратной задачи М-ЭЭГ, основанного на оценке минимума нормы вектора решения  $\mathbf{s}$  (для обозначения метода далее будем использовать принятую в литературе аббревиатуру MNE [38]):

$$\mathbf{s}_{\text{MNE}} = \mathbf{G}^T (\mathbf{G}\mathbf{G}^T)^{-1} \mathbf{d}. \quad (7)$$

Рисунок 2 даёт наглядное представление о существенной погрешности оценки пространственного распределения мозговой активности при решении обратной задачи М-ЭЭГ методом MNE без использования мультимодальных данных фБИКС или фМРТ. Для демонстрации работы метода сравним получившиеся



**Рис. 2.** Визуализация недостатка метода MNE  
**Fig. 2.** Visualization of MNE solution's disadvantage

в результате решения обратной задачи М-ЭЭГ оценки распределения активности источников  $s_1, s_2, s_3$  с заранее известным распределением активности.

Пусть три источника сигнала  $s_1, s_2, s_3$  расположены так, что проводимость области пространства головного мозга, через которую распространяется сигнал, связанный с возмущением электрического или магнитного поля от каждого из источников до каждого электрода, соответствует модели:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g & 0,5g & 0,1g \\ 0,1g & 0,5g & g \end{bmatrix}, \quad (8)$$

где  $g_{ij}$  — базовый элемент матрицы  $\mathbf{G}$ , характеризующий отклик  $i$ -ого электрода на сигнал, пришедший из  $j$ -ого источника. Количество строк матрицы соответствует количеству каналов измерительной системы (количеству электродов) и по условию задачи равно двум, количество столбцов — числу источников — и равно трём. Поскольку второй источник расположен на одинаковом расстоянии от обоих электродов, будем считать, что снимаемые ими сигналы одинаковы и равны  $0,5g$  (элементы второго столбца матрицы). Элементы матрицы первого и третьего столбцов соответствуют максимальным и минимальным сигналам от источников  $s_1$  и  $s_2$ , находящихся от электродов на разных расстояниях.

Пусть измеряемый параметр активности источника  $s_2$  равен  $a$ , остальные источники неактивны (рис. 2). Тогда искомым вектор  $\mathbf{s}$  активности группы источников, от которых регистрируются сигналы  $d_1$  и  $d_2$  соответствующими электродами, может быть представлен следующим образом:

$$\mathbf{s} = [0 \quad a \quad 0]^T. \quad (9)$$

В соответствии с выражением (1) расчётные значения сигналов  $d_1, d_2$  формируют вектор  $\mathbf{d}$  измеряемых параметров биоэлектрической активности. Подставив значения  $\mathbf{G}$  и  $\mathbf{d}$  в формулу (7), получим решение обратной задачи М-ЭЭГ в виде вектора

$$\mathbf{s}_{\text{MNE}} = [0,32a \quad 0,29a \quad 0,32a]^T. \quad (10)$$

Очевидно, что рассчитанное распределение активности источников имеет существенное

расхождение с заданными значениями активности источников (9). Полученный результат объясняется тем, что модель преобразования сигналов от источников формируется исходя из положения, что каждый электрод регистрирует интегральный сигнал от всех источников, расположенных в ограниченной области объёмного изображения мозга [10]. При этом результат применения метода MNE представляет собой взвешенное усреднение активности по соседним источникам, где в качестве весов применяется информация о проводимости среды. Поскольку, исходя из условия (8), проводимость каждого источника по отношению к каждому электроду приблизительно одинакова, получившийся результат оценки активности приблизительно одинаков для каждого из источников.

Очевидным решением данной проблемы является использование весовых коэффициентов для приоритизации активных источников при расчёте.

### МЕТОД ВЗВЕШЕННОГО МИНИМУМА ПРИБЛИЖЁННОЙ НОРМЫ

Метод взвешенного MNE (англ. weighted Minimum Norm Estimation) позволяет решить проблему усреднения активности по нескольким источникам. Происходит это за счёт использования в решении обратной задачи ковариационной матрицы сигналов мозговой активности  $C_s$ , выполняющей функцию весовой матрицы, выражающую априорное знание об активности источников сигналов головного мозга в виде различных весовых коэффициентов в элементах матрицы [45].

Обосновать использование данной матрицы можно через так называемый байесовский подход к решению обратной задачи М-ЭЭГ [46]. По теореме Байеса

$$W(s|d) \sim W(d|s)W(s), \quad (11)$$

где  $W(s|d)$  — апостериорная плотность распределения вероятности значения  $s$  при данных  $d$ ,  $W(d|s)$  — условная плотность вероятности  $d$  при значении  $s$ , характеризующая правдоподобность того, что решения  $s$  дали данные  $d$ ,  $W(s)$  — априорная плотность вероятности  $s$ . Считая, что плотности распределения вероятностей для данных случайных величин име-

ют нормальное распределение [47], получим выражения:

$$W(d|s) \sim \exp(-(Gs - d)^T C_d^{-1} (Gs - d)), \quad (12)$$

где  $C_d$  — ковариационная матрица сигналов, регистрируемых датчиками М-ЭЭГ, также являющаяся метрикой пространства датчиков, которая содержит информацию о погрешности сигналов, регистрируемых каждым каналом измерительной системы:

$$C_d = \begin{bmatrix} \text{var}(d_1) & \text{cov}(d_1, d_2) & \dots & \text{cov}(d_1, d_m) \\ \text{cov}(d_1, d_2) & \text{var}(d_2) & \dots & \text{cov}(d_2, d_m) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \text{cov}(d_1, d_m) & \text{cov}(d_2, d_m) & \dots & \text{var}(d_m) \end{bmatrix}, \quad (13)$$

где  $\text{var}(d_x)$  обозначает дисперсию сигнала на датчике под номером  $x$ , которую можно интерпретировать как погрешность этого датчика;  $\text{cov}(d_x, d_y)$  — ковариацию величин  $d_x, d_y$ , которую можно интерпретировать как меру влияния датчиков  $x$  и  $y$  друг на друга;  $x, y = 1, \dots, m$ . Значения элементов матрицы варьируются от нуля до единицы.

Для априорной функции плотности вероятности  $W(s)$  распределения значений вектора  $s$ :

$$W(s) \sim \exp(-s^T C_s^{-1} s), \quad (14)$$

где  $C_s$  — ковариационная матрица сигналов мозговой активности, также являющаяся метрикой пространства сигналов.  $C_s$  показывает активность источников сигналов и то, насколько источники влияют друг на друга.

Матрица  $C_s$  определяется следующим образом:

$$C_s = \begin{bmatrix} \text{var}(s_1) & \text{cov}(s_1, s_2) & \dots & \text{cov}(s_1, s_n) \\ \text{cov}(s_1, s_2) & \text{var}(s_2) & \dots & \text{cov}(s_2, s_n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \text{cov}(s_1, s_n) & \text{cov}(s_2, s_n) & \dots & \text{var}(s_n) \end{bmatrix}, \quad (15)$$

где  $\text{var}(s_i)$  обозначает дисперсию сигнала источника под номером  $i$ , которую можно интерпретировать как активность этого источника;  $\text{cov}(s_i, s_j)$  — ковариацию величин  $s_i$  и  $s_j$ , которую можно интерпретировать как меру влияния источников  $i$  и  $j$  друг на друга;  $i, j = 1, \dots, n$ . Значения элементов матрицы варьируются от нуля до единицы.

Таким образом, получаем ограничение на решение, аналогичное (5)

$$(Gs - d)^T C_d^{-1} (Gs - d) + s^T C_s^{-1} s \rightarrow \min_s. \quad (16)$$

Далее из выражения (16) получается выражение для расчёта вектора решения  $s_{wMNE}$ , определяющего значение сигналов источников с учётом нового принятого ограничения, принимающего во внимание активность источников сигналов и погрешности сигналов, регистрируемых каждым каналом измерительной системы:

$$s_{wMNE} = C_s G^T (G C_s G^T + C_d)^{-1} d. \quad (17)$$

Сравнение формул (7) и (17) показывает, что в классическом методе MNE матрица  $C_s$  равна единичной матрице, что соответствует предположению, что все источники априори одинаково активны, и являются независимыми. Но, обладая информацией о пространственном распределении активности источников, полученной, например, на основе данных другого метода нейровизуализации, мы можем учесть её при формировании ковариационной матрицы  $C_s$ .

Так, для составления матрицы  $C_s$  в работе [48] предлагается использовать карту активации головного мозга, получаемую с помощью методов фБИКС, фМРТ, за счёт чего реализуется мультимодальность в нейровизуализации. Поскольку при использовании данных фБИКС или фМРТ происходит ограничение данных М-ЭЭГ, реализуемый подход к объединению данных является асимметричным.

Для этого устанавливается соответствие между вокселями модели мозга, используемой при решении обратной задачи М-ЭЭГ, и элементами изображения, полученного методом фМРТ или фБИКС. Тогда, имея априорное знание об активности тех или иных дипольных источников, мы можем снизить дисперсию сигнала источников путём установления в соответствующие ячейки ковариационной матрицы (15) таких значений, что получаемые решения обратной задачи (17) будут иметь меньшую погрешность оценки активности источников по сравнению с решением (7) методом MNE, в котором она обусловлена усреднением активности по области.

Наглядная демонстрация того, как ковариационная матрица используется в решении

обратной задачи М-ЭЭГ методом взвешенного MNE, представлена на рис. 3. Расчёты проводятся для исходных данных, определённых ранее в примере для матрицы проводимости среды  $G$  (8) и искомого вектора  $s$  (9).

В данном случае при решении задачи методом взвешенного MNE по формуле (17) ковариационная матрица источников  $C_s$  составляется в соответствии с её определением (15) и формируется на основе априорной информации об активности источников, полученной методами фБИКС или фМРТ:

$$C_s = \begin{bmatrix} 0,01 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0,01 \end{bmatrix}, \quad (18)$$

Размер матрицы в выражении (18) обусловлен числом источников, равным по условию задачи трём. Как было сказано ранее, значения элементов матрицы варьируются от нуля (нулевая дисперсия, нулевая ковариация), до единицы (максимальная дисперсия, максимальная ковариация). Получив информацию об активности источников, мы имеем возможность снизить дисперсию распределения сигнала активности источников  $s_1, s_3$  практически до нуля, полагая, что нам априорно известно об отсутствии их активности. Поэтому элементы матрицы ковариации, соответствующие источникам  $s_1, s_3$ , принимаются равными 0,01.

Будем считать, что датчики не вносят погрешность, то есть  $C_d = 0$ . Тогда решение обратной задачи по формуле (17) даст расчётные значения активности сигналов головного мозга, которые будут более соответствовать действительности (9). В этом случае расчёт

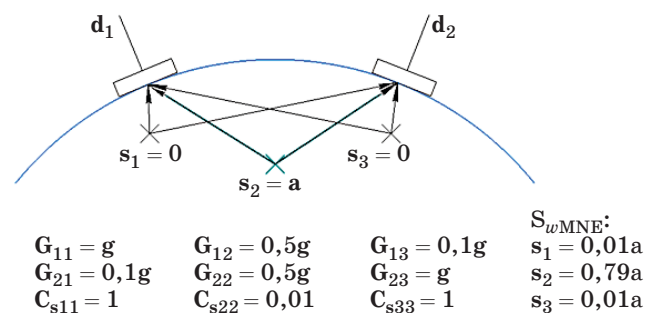


Рис. 3. Визуализация использования метода взвешенного MNE

Fig. 3. Visualization of weighted MNE solution

по формуле (17) даёт вектор активности источников следующего вида:

$$\mathbf{s}_{\text{wMNE}} = [0,01a \quad 0,97a \quad 0,01a]^T. \quad (19)$$

Показано, что решение, полученное методом взвешенного MNE (19), имеет меньшую погрешность оценки распределения активности в сравнении с решением, полученным классическим MNE (10). В частности, явно выделяется повышенная активность центрального источника, что в большей степени соответствует заданному условию (9).

Таким образом, использование матрицы весов, полученной за счёт мультимодальности метода нейровизуализации, то есть использования данных, полученных методами фМРТ или фБИКС, позволяет снизить погрешность определения меры активности источников при визуализации мозговой активности.

Данный метод использовался в мультимодальной нейровизуализации в работах [48–50].

Помимо классического и взвешенного MNE существуют иные методы решения обратной задачи. Рассмотрим метод, который позволяет повысить достоверность распределения активности в группе источников, и в котором оценка активности источника выполняется стандартизацией решения обратной задачи М-ЭЭГ, полученного методом MNE [51–53]. Стандартизация выполняется путём деления значения сигнала в каждом вокселе полученного решения на квадратный корень значения дисперсии значений сигнала.

## МЕТОД ДИНАМИЧЕСКОГО СТАТИСТИЧЕСКОГО ПАРАМЕТРИЧЕСКОГО КАРТОГРАФИРОВАНИЯ

Метод динамического статистического параметрического картографирования (англ. dynamic statistical parametric mapping, далее dSPM) основывается на стандартизации решения, полученного методом MNE [54].

Для простоты расчёта решения обратной задачи М-ЭЭГ по методу dSPM примем, что направление векторов плотности электрического тока (2) заранее известно. Таким образом можно уменьшить число элементов искомого вектора  $\mathbf{s}$  с  $3n$ , определяющего количество проекций вектора на каждую из осей системы координат для описания модели (2), до  $n$ .

Тогда задача решается на основе следующего выражения:

$$s_i = \frac{\mathbf{m}_i \mathbf{d}}{\sqrt{\mathbf{m}_i \mathbf{C}_d \mathbf{m}_i^T}}, \quad (20)$$

где  $i = 1, \dots, n$ ,  $\mathbf{m}_i$  — соответствующий вектор-столбец оператора  $\mathbf{M}$

$$\mathbf{M} = \mathbf{G}^T (\mathbf{G} \mathbf{G}^T)^{-1}. \quad (21)$$

Вектор решения обратной задачи, таким образом имеет вид:

$$\mathbf{s}_{\text{dSPM}} = [s_1 \quad s_2 \quad \dots \quad s_n]^T. \quad (22)$$

Соответственно, используя априорную информацию об активности дипольных источников, которая может быть предоставлена на основе фБИКС, фМРТ или других методов функционального картирования мозга, можно получить формулу для расчёта оператора  $\mathbf{M}$ , содержащего априорные данные, представленные ковариационной матрицей, аналогично формуле (17):

$$\mathbf{M} = \mathbf{C}_s^{-1} \mathbf{G}^T (\mathbf{G} \mathbf{C}_s^{-1} \mathbf{G}^T + \mathbf{C}_d^{-1})^{-1}. \quad (23)$$

В случае, когда направление векторов плотности тока заранее неизвестно (2), аналогично методике по формулам (20)–(22) проводятся расчёты для каждой из ортогональных составляющих вектора решения  $\mathbf{s}$  для каждого  $i$ -го источника, после чего выполняется их суммирование для определения модуля искомого вектора:

$$\begin{aligned} s_{i_x} &= \frac{\mathbf{m}_{i_x} \mathbf{d}}{\sqrt{\mathbf{m}_{i_x} \mathbf{C}_d \mathbf{m}_{i_x}^T}}, \\ s_{i_y} &= \frac{\mathbf{m}_{i_y} \mathbf{d}}{\sqrt{\mathbf{m}_{i_y} \mathbf{C}_d \mathbf{m}_{i_y}^T}}, s_{i_z} = \frac{\mathbf{m}_{i_z} \mathbf{d}}{\sqrt{\mathbf{m}_{i_z} \mathbf{C}_d \mathbf{m}_{i_z}^T}}, \end{aligned} \quad (24)$$

Данный метод применялся для мультимодальной нейровизуализации в работе [54], где показал меньшую погрешность оценки активности источников по сравнению с классическим MNE. Для оценки погрешности оценки распределения активности в работе выполнялось сравнение решений обратной задачи ЭЭГ, методами MNE и dSPM с изначально извест-

ной активностью, вызванной одним источником, при условии неактивности остальных в рамках исследуемого объёма.

Для иллюстрации работы метода dSPM воспользуемся условиями (8), (9). Тогда, в случае отсутствия априорных данных об активности источников, по формулам (20)–(22), получим следующий вектор решения:

$$\mathbf{s}_{\text{dSPM}} = [0,32a \quad 1,21a \quad 0,32a]^T. \quad (25)$$

Результат расчёта (25) в сравнении с классическим MNE (10) показывает меньшую погрешность оценки распределения и верно выделяет наиболее активный источник но в сравнении со взвешенным MNE (19), находит активность там, где её не должно быть в соответствии с заданным условием (9).

В случае наличия мультимодальных априорных данных, считая, что ковариационная матрица источников соответствует выражению (18), вектор решений будет равен:

$$\mathbf{s}_{\text{wdSPM}} = [0,01a \quad 1,21a \quad 0,01a]^T. \quad (26)$$

Полученный результат в сравнении с результатом (25) обладает меньшей погрешностью оценки распределения активности за счёт подавления неактивных источников и лучше выделяет активность центрального источника по сравнению со взвешенным MNE (19).

Таким образом, показано, что использование асимметричного подхода к обработке мультимодальных априорных данных в рамках метода dSPM также существенно улучшает результат решения обратной задачи М-ЭЭГ.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведённый обзор позволил систематизировать материалы об использовании в решении обратной задачи М-ЭЭГ априорной информации об активности источников, полученной другими методами функциональной нейровизуализации. Решение обратной задачи М-ЭЭГ представляет собой визуализацию распределения мозговой активности. При решении обратной задачи используется вероятностный подход, так что получаемое распределение рассчитывается исходя из вероятностей возникновения сигналов мозговой активности в соответствующих источниках в некоторый

момент времени. Вероятность рассчитывается исходя из информации о проводимости среды распространения сигнала между источниками активности и датчиками, регистрирующими активность. При этом предполагается, что вероятность генерации сигнала будет выше у тех источников, для которых проводимость среды распространения сигнала будет больше. Соответственно, получаемое распределение активности будет иметь перевес в сторону источников, сигнал от которых распространяется в направлении соответствующих датчиков через среду с лучшей проводимостью. Использование данных фМРТ/фБИКС позволяет при расчёте вероятности активности учитывать не только данные о проводимости, но и данные о самой активности источников, тем самым компенсируя перевес. Таким образом, решение обратной задачи М-ЭЭГ с использованием данных фМРТ/фБИКС реализует мультимодальную нейровизуализацию.

Подробный анализ математического описания методов решения обратной задачи М-ЭЭГ позволил доказать возможность использования априорной информации о биоэлектрической активности источников для формирования граничных условий в рамках асимметричного подхода к обработке мультимодальных данных. Так, для асимметричного объединения данных М-ЭЭГ и фБИКС/фМРТ при решении обратной задачи используется ковариационная матрица источников, формируемая на основании данных фБИКС/фМРТ. Аналитически доказано, что при использовании асимметричного подхода погрешность оценки распределения нейронной активности существенно снижается по сравнению с обработкой сигналов М-ЭЭГ без привлечения мультимодальных данных. Решение аналогичной задачи без использования асимметричной обработки данных приводит к погрешности оценки пространственного распределения активности исследуемых источников, как это наглядно иллюстрируют рис. 2–4, приведённые в работе. Асимметрия в данном случае обусловлена неравноценностью данных, полученных методами М-ЭЭГ и фБИКС/фМРТ.

По результатам обзора и сравнительного анализа рассмотренных методов можно заключить, что использование асимметричного объединения данных в мультимодальной нейровизуализации, а в частности, при исполь-

зовании данных фМРТ и фБИКС в решении обратной задачи М-ЭЭГ, позволяет снизить погрешность оценки пространственного распределения нейронной активности источников.

Пространственное распределение мозговой активности, являющееся решением обратной задачи М-ЭЭГ, позволяет выполнить локализацию активных источников сигналов, но для этого необходимо сформировать критерий, отличающий активные источники от неактивных.

В работе не рассмотрен метод sLORETA [55], являющийся распространённым методом

решения обратной задачи М-ЭЭГ, поскольку в настоящий момент в литературе существует недостаток исследований применения данного метода в мультимодальной нейровизуализации. Тем не менее, подробный аналитический разбор математических выражений, описывающих методы MNE, wMNE, dSPM, в силу схожести с методом sLORETA, даёт основание полагать возможность использования метода sLORETA в мультимодальной нейровизуализации с целью снижения погрешности оценки активности источников, а поэтому требует дальнейшего исследования.

### СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Шелепин Ю.Е., Луцив В.Р., Коротаев В.В. Оптические технологии и зрительная картина мира: иконика и нейроиконика // *Оптический журнал*. 2022. Т. 89. № 8. С. 3–7. <https://doi.org/10.17586/1023-5086-2022-89-08-03-07>  
Shelepin Yu.E., Lutsiv V.R., Korotaev V.V. Optical technologies and the visual picture of the world: iconics and neuroiconics // *Journal of Optical Technology*. 2022. V. 89(8). P. 434–436. <https://doi.org/10.1364/JOT.89.000434>
2. Хараузов А.К., Васильев П.П., Соколов А.В., Фокин В.А., Шелепин Ю.Е. Анализ изображений функциональной магнитно-резонансной томографии головного мозга человека в задачах распознавания текстур // *Оптический журнал*. 2018. Т. 85. № 8. С. 22–28. <https://doi.org/10.17586/1023-5086-2018-85-08-22-28>  
Kharauzov A.K., Vasil'ev P.P., Sokolov A.V., Fokin V.A., Shelepin Yu.E. Functional magnetic resonance imaging analysis of the human brain in texture recognition tasks // *Journal of Optical Technology*. 2018. V. 85(8). P. 463–467. <https://doi.org/10.1364/JOT.85.000463>
3. Жукова О.В., Шелепин Ю.Е., Щемелева О.В., Васильев П.П., Моисеенко Г.А. Воздействие вербальных и невербальных сигналов на электроэнцефалограмму собеседника // *Оптический журнал*. 2018. Т. 85. № 8. С. 13–21. <https://doi.org/10.17586/1023-5086-2018-85-08-13-21>  
Shchemeleva O.V., Vasil'ev P.P., Moiseenko G.A. Influence of verbal and nonverbal signals on an interlocutor's electroencephalogram // *Journal of Optical Technology*. 2018. V. 85(8). P. 455–462. <https://doi.org/10.1364/JOT.85.000455>
4. Association. A.S. 2022. 2018 Alzheimer's disease facts and figures // First published: 14 March 2022 <https://doi.org/10.1002/alz.12638>
5. Shih J.J., Krusienski D.J., Wolpaw J.R. Brain-computer interfaces in medicine // *Mayo Clin Proc*. 2012. V. 87(3). P. 268–279. <https://doi.org/10.1016/j.mayocp.2011.12.008>
6. Du B., Cheng X., Duan Y., Ning H. fMRI brain decoding and its applications in brain-computer interface: A survey // *Brain Sciences*. 2022. V. 12(2). P. 228. <https://doi.org/10.3390/brainsci12020228>
7. Min B.K., Marzelli M.J., Yoo S.S. Neuroimaging-based approaches in the brain-computer interface // *Trends Biotechnol*. 2010. V. 28(11). P. 552–60. <https://doi.org/10.1016/j.tibtech.2010.08.002>
8. Ranganatha Sitaram 1, Andrea Caria, Ralf Veit, Tilman Gaber, Giuseppina Rota, Andrea Kuebler, Niels Birbaumer. fMRI brain-computer interface: A tool for neuroscientific research and treatment // *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2007. P. 25487. <https://doi.org/10.1155/2007/25487>
9. Majkowski A., Oskwarek L., Kolodziej M., Rak R.J. An attempt to localize brain electrical activity sources using EEG with limited number of electrodes, biocybernetics and biomedical engineering // *Biocybernetics and Biomedical Engineering*. 2016. V. 36. № 4. P. 686–696. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2016.07.002>
10. Ryyanen O.R., Hyttinen J.A., Laarne P.H., Malmivuo J.A. Effect of electrode density and measurement noise on the spatial resolution of cortical potential distribution. // *IEEE Trans Biomed Eng*. 2004 V. 51(9). P. 1547–54. <https://doi.org/10.1109/TBME.2004.828036>
11. Liu Z., Ding L., He B. Integration of EEG/MEG with MRI and fMRI // *IEEE Eng Med Biol Mag*. 2006. Jul-Aug. V. 25(4). P. 46–53. <https://doi.org/10.1109/memb.2006.1657787>
12. Mele G., Cavaliere C., Alfano V., Orsini M., Salvatore M., Aiello M. Simultaneous EEG-fMRI for functional neurological assessment // *Front Neurol*. 2019. Aug 13. P. 10:848. <https://doi.org/10.3389/fneur.2019.00848>
13. Warbrick T. Simultaneous EEG-fMRI: What have we learned and what does the future hold? // *Sensors (Basel)*. 2022. Mar 15. V. 22(6). P. 2262. <https://doi.org/10.3390/s22062262>
14. Mullinger K., Bowtell R. Combining EEG and fMRI // *Methods Mol Biol*. 2011. V. 711:303–26. [https://doi.org/10.1007/978-1-61737-992-5\\_15](https://doi.org/10.1007/978-1-61737-992-5_15)
15. Poudel G.R., Jones R.D. Multimodal neuroimaging with simultaneous fMRI and EEG // In: Thakor N.V. (eds). *Handbook of Neuroengineering*. Christchurch, New Zealand: Springer, 2022. 22 p. [https://doi.org/10.1007/978-981-15-2848-4\\_81-1](https://doi.org/10.1007/978-981-15-2848-4_81-1)
16. Wirsich J., Jorge J., Iannotti G.R., Shamshiri E.A., Grouiller F., Abreu R., Lazeyras F., Giraud A.L., Gruetter R., Sadaghiani S., Vulli moz S. The relationship between EEG and fMRI connectomes is reproducible across simultaneous EEG-fMRI studies from 1.5T to 7T // *Neuroimage*. 2021. May 1. P. 231:117864 <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2021.117864>
17. Ritter P., Villringer A. Simultaneous EEG-fMRI // *Neurosci Biobehav Rev*. 2006. V. 30(6). P. 823–38. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2006.06.008>

18. Li R., Yang D., Fang F., Hong K.S., Reiss A.L., Zhang Y. Concurrent fNIRS and EEG for brain function investigation // *A Systematic, Methodology-Focused Review. Sensors (Basel)*. 2022. Aug 5. V. 22(15). P. 5865. <https://doi.org/10.3390/s22155865>
19. Su W.C., Dashtestani H., Miguel H.O., Condy E., Buckley A., Park S., Perreault J.B., Nguyen T., Zeytinoglu S., Millerhagen J., Fox N., Gandjbakhche A. Simultaneous multimodal fNIRS-EEG recordings reveal new insights in neural activity during motor execution, observation, and imagery // *Sci Rep*. 2023. Mar 29. V. 13(1). P. 5151. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-31609-5>
20. Li R., Nguyen T., Potter T., Zhang Y. Dynamic cortical connectivity alterations associated with Alzheimer's disease: An EEG and fNIRS integration study // *NeuroImage: Clinical Volume 21*. 2019. P. 101622. <https://doi.org/10.1016/j.nicl.2018.101622>
21. Mele G., Cavaliere C., Alfano V., Orsini M., Salvatore M., Aiello M. Simultaneous EEG-fMRI for functional neurological assessment // *Front Neurol*. 2019. Aug 13. V. 10. P. 848. <https://doi.org/10.3389/fneur.2019.00848>
22. Abreu R., Leal A., Figueiredo P. EEG-Informed fMRI: A review of data analysis. Methods. *Front Hum Neurosci*. 2018. Feb 6. V. 12. P. 29. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2018.00029>
23. Dale A.M., Sereno M.I. Improved localization of cortical activity by combining EEG and MEG with MRI cortical surface reconstruction: A linear approach // *J Cogn Neurosci*. 1993. Spring. V. 5(2). P. 162–76. <https://doi.org/10.1162/jocn.1993.5.2.162>
24. McKeown M.J., Hansen L.K., Sejnowski T.J. Independent component analysis of functional MRI: what is signal and what is noise? // *Curr Opin Neurobiol*. 2003. Oct. V. 13(5). P. 620–629. <https://doi.org/10.1016/j.conb.2003.09.012>
25. Tang Y., Li W., Tao L., Li J., Long T., Li Y., Chen D., Hu S. Machine learning-derived multimodal neuroimaging of presurgical target area to predict individual's seizure outcomes after epilepsy surgery // *Front Cell Dev Biol*. 2022. Jan 21. V. 9:669795. <https://doi.org/10.3389/fcell.2021.669795>
26. Tulay E.E., Metin B., Tarhan N., Arıkan M.K. Multimodal neuroimaging: Basic concepts and classification of neuropsychiatric diseases // *Clin EEG Neurosci*. 2019. Jan. V. 50(1). P. 20–33. <https://doi.org/10.1177/1550059418782093>
27. Uludağ K., Roebroeck A. General overview on the merits of multimodal neuroimaging data fusion // *Neuroimage*. 2014. Nov. 15. V. 102. Pt. 1:3–10. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2014.05.018>
28. Belaoucha B., Lina J.M., Clerc M., Papadopoulos T. MEM-diffusion MRI framework to solve MEEG inverse problem // *European Signal Processing Conference*. 2015. (EUSIPCO 2015) August 2015. <https://doi.org/10.1109/EUSIPCO.2015.7362709>
29. Zhang Y.D., Dong Z., Wang S.H., Yu X., Yao X., Zhou Q., Hu H., Li M., Jim nez-Mesa C., Ramirez J., Martinez F.J., Gorris J.M. Advances in multimodal data fusion in neuroimaging: Overview, challenges, and novel orientation // *Inf Fusion*. 2020. Dec. V. 64. P. 149–187. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.07.006>
30. Calhoun V.D., Sui J. Multimodal fusion of brain imaging data: A key to finding the missing link(s) in complex mental illness // *Biol Psychiatry Cogn Neurosci Neuroimaging*. 2016. May. V. 1(3). P. 230–244. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2015.12.005>
31. Li R., Yang D., Fang F., Hong K. Concurrent fNIRS and EEG for brain function investigation: A systematic, methodology-focused review // *Sensors (Basel)*. 2022 Aug. V. 22(15). P. 5865. <https://doi.org/10.3390/s22155865>
32. Nguyen T., Potter T., Grossman R., Zhang Y. Characterization of dynamic changes of current source localization based on spatiotemporal fMRI constrained EEG source imaging // *J Neural Eng*. 2018 Jun. V. 15(3). P. 036017. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/aa9fb2>
33. Lystad R.P., Pollard H. Functional neuroimaging: a brief overview and feasibility for use in chiropractic research // *J Can Chiropr Assoc*. 2009. Mar. V. 53(1). P. 59–72.
34. Lin J., Lu J., Shu Z., Yu N., Han J. An EEG-informed hemodynamic response modeling method for fNIRS signals // 2022 International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM). Guilin, China. 2022. P. 617–622. <https://doi.org/10.1109/ICARM54641.2022.9959633>
35. Moretti D.V., Paternicò D., Binetti G., Zanetti O., Frisoni G.B. EEG markers are associated to gray matter changes in thalamus and basal ganglia in subjects with mild cognitive impairment. // *Neuroimage*. 2012 Mar. V. 60(1). P. 489–96. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.11.086>
36. Gramfort A., Luessi M., Larson E., Engemann D.A., Brodbeck C., Goj R., Jas M., Brooks T., Parkkonen L., Hämäläinen M.S. MEG and EEG data analysis with MNE-Python // *Frontiers in Neuroscience*. 2013. V. 7(267). P. 1–13. <https://doi.org/10.3389/fnins.2013.00267>
37. Larson E., Gramfort A., Engemann D.A., Leppakangas J., Brodbeck C., Jas M., Brooks T., Sassenhagen J., Luessi M., McCloy D., King J.-R., Höchenberger R., Goj R., Favelier G., Brunner C., van Vliet M., Wronkiewicz M., Holdgraf C., Rockhill A. // *MNE-Python (v1.6.1)*. 2024. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10519948>
38. Hämäläinen M.S., Ilmoniemi R.J. Interpreting magnetic fields of the brain: minimum norm estimates // *Med Biol Eng Comput*. 1994. V. 32. P. 35–42.
39. Michel C.M., Brunet D. EEG source imaging: A practical review of the analysis steps // *Front Neurol*. 2019. Apr V. 4. P. 10:325. <https://doi.org/10.3389/fneur.2019.00325>
40. Moridera T., Rashed E.A., Mizutani S., Hirata A. High-resolution EEG source localization in segmentation-free head models based on finite-difference method and matching pursuit algorithm // *Front Neurosci*. 2021. Jun. V. 28. P. 15:695668. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.695668>
41. Sasayama T., Iida T., Oida T., Hamada S., Kobayashi T. Construction of human head voxel models from MR images for EEG analysis based on EM algorithm // *IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering*. Gold Coast. QLD. Australia. 2010. P. 100–105. <https://doi.org/10.1109/ICCME.2010.5558863>
42. Leite M., Leal A., Figueiredo P. Transfer function between EEG and BOLD signals of epileptic activity // *Front Neurol*. 2013. Jan 25. P. 4:1. <https://doi.org/10.3389/fneur.2013.00001>
43. Zakharova T.V. The inverse ill-posed problem of magnetoencephalography // *J Math Sci*. 2020. V. 246. P. 587–591. <https://doi.org/10.1007/s10958-020-04764-7>
44. Kabanikhin S.I. Definitions and examples of inverse and ill-posed problems // *J. Inv. Ill-Posed Problems*. 2008. V. 16. P. 317–357. <https://doi.org/10.1515/JIIP.2008.069>

45. Lin F.H., Witzel T., Ahlfors S.P., Stufflebeam S., Beliveau J.W., Hämäläinen M.S. Assessing and improving the spatial accuracy in MEG source localization by depth-weighted minimum-norm estimates // *Neuroimage*. 2006. May 15. V. 31(1). P. 160–71. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2005.11.054>
46. Oikonomou V.P., Kompatsiaris I. A novel bayesian approach for EEG source localization // *Comput Intell Neurosci*. 2020. Oct 30. P. 2020:8837954. <https://doi.org/10.1155/2020/8837954>
47. Lei X., Xu P., Chen A., Yao D. Gaussian source model based iterative algorithm for EEG source imaging // *Comput Biol Med*. 2009. Nov. V. 39(11). P. 978–88. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2009.07.012>
48. Cottareau B.R., Ales J.M., Norcia A.M. How to use fMRI functional localizers to improve EEG/MEG source estimation // *J Neurosci Methods*. 2015. Jul 30. V. 250:64–73. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2014.07.015>
49. Ou W., Nummenmaa A., Golland P., Hämäläinen M.S. Multimodal functional imaging using fMRI-informed regional EEG/MEG source estimation // *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*. 2009. V. 1926–9. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5333926>
50. Li W., Zhang W., Jiang Z., Zhou T., Xu S., Zou L. Source localization and functional network analysis in emotion cognitive reappraisal with EEG-fMRI integration // *Front Hum Neurosci*. 2022. Aug 12. V. 16:960784. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.960784>
51. Shiraishi H., Ahlfors S.P., Stufflebeam S.M., Knake S., Larsson P.G., Hämäläinen M.S., Takano K., Okajima M., Hatanaka K., Saitoh S., Dale A.M., Halgren E. Comparison of three methods for localizing interictal epileptiform discharges with magnetoencephalography // *J Clin Neurophysiol*. 2011. Oct. V. 28(5). P. 431–40. <https://doi.org/10.1097/WNP.0b013e318231c86f>
52. Carboni M., Brunet D., Seeber M., Michel C.M., Vulliemoz S., Volderwülbecke B.J. Linear distributed inverse solutions for interictal EEG source localisation // *Clin Neurophysiol*. 2022. Jan. V. 133. P. 58–67. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2021.10.0088>
53. Ke Liu, Zhu Liang Yu, Wei Wu, Xun Chen, Zhenghui Gu, Cuntai Guan. fMRI-SI-STBF: An fMRI-informed Bayesian electromagnetic spatio-temporal extended source imaging // *Neurocomputing*. 2021. V. 462. P. 14–30. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.06.066>
54. Dale A.M., Liu A.K., Fischl B.R., Buckner R.L., Beliveau J.W., Lewine J.D., Halgren E. Dynamic statistical parametric mapping: combining fMRI and MEG for high-resolution imaging of cortical activity // *Neuron*. 2000. Apr. V. 26(1). P. 55–67. [https://doi.org/10.1016/S0896-6273\(00\)81138-1](https://doi.org/10.1016/S0896-6273(00)81138-1)
55. Pascual-Marqui R.D. Standardized low-resolution brain electromagnetic tomography (sLORETA): technical details // *Methods Find Exp Clin Pharmacol*. 2002. 24 Suppl D:5–12.

## АВТОРЫ

**Артеми́й Юрьевич Жданов** — бакалавр, магистрант Университета ИТМО, 197101, Санкт-Петербург, Россия; младший научный сотрудник Института физиологии им. И.П. Павлова РАН, 199034, Санкт-Петербург, Россия, <https://orcid.org/0009-0004-2569-9329>; [artemichzdanov@gmail.com](mailto:artemichzdanov@gmail.com)

**Виктория Александровна Рыжова** — кандидат технических наук, доцент, доцент Университета ИТМО, 197101, Санкт-Петербург, Россия; <https://orcid.org/0000-0002-2682-8311>, [victoria\\_ryz@itmo.ru](mailto:victoria_ryz@itmo.ru)

**Валерий Викторович Коротаев** — доктор технических наук, профессор, профессор Университета ИТМО, 197101, Санкт-Петербург, Россия; <https://orcid.org/0000-0001-7102-5967>, [korotaev\\_v\\_v@mail.ru](mailto:korotaev_v_v@mail.ru)

**Станислав Алексеевич Морозов** — бакалавр, лаборант лаборатории физиологии зрения Института физиологии им. И.П. Павлова РАН, 199034, Санкт-Петербург, Россия; <https://orcid.org/0000-0003-2711-6946>; [StanislavMorozov2001@yandex.ru](mailto:StanislavMorozov2001@yandex.ru)

**Платон Александрович Кравцов** — инженер, аспирант Университета ИТМО, 197101, Санкт-Петербург, Россия, <https://orcid.org/0009-0009-7125-399X>, [platonex@bk.ru](mailto:platonex@bk.ru)

**Руслан Дмитриевич Хлынов** — магистр, аспирант Университета ИТМО, 197101, Санкт-Петербург, Россия, <https://orcid.org/0000-0003-2946-4653>; [ruslan384ruslan3@gmail.com](mailto:ruslan384ruslan3@gmail.com)

## AUTHORS

**Artemii Yu. Zhdanov** — Bachelor, Master's degree student at ITMO University, 197101, Saint-Petersburg, Russia; Junior Researcher at Pavlov Institute of Physiology, Russian Academy of Sciences, 199034, Saint-Petersburg, Russia; <https://orcid.org/0009-0004-2569-9329>, [artemichzdanov@gmail.com](mailto:artemichzdanov@gmail.com)

**Victoria A. Ryzhova** — PhD, Associate Professor, Associate Professor at ITMO University, 197101, Saint-Petersburg, Russia; <https://orcid.org/0000-0002-2682-8311>, [victoria\\_ryz@itmo.ru](mailto:victoria_ryz@itmo.ru)

**Valery V. Korotaev** — Doctor of Technical Sciences, Full Professor, Professor at ITMO University, 197101, Saint-Petersburg, Russia; <https://orcid.org/0000-0001-7102-5967>, [korotaev\\_v\\_v@mail.ru](mailto:korotaev_v_v@mail.ru)

**Stanislav A. Morozov** — Bachelor, Laboratory Assistant at Laboratory of Vision Physiology at Pavlov Institute of Physiology, Russian Academy of Sciences, 199034, Saint-Petersburg, Russia; <https://orcid.org/0000-0003-2711-6946>, [StanislavMorozov2001@yandex.ru](mailto:StanislavMorozov2001@yandex.ru)

**Platon A. Kravtsov** — Engineer, Postgraduate Student at ITMO University, Head of the R&D Department, 197101, Saint-Petersburg, Russia, <https://orcid.org/0009-0009-7125-399X>, [platonex@bk.ru](mailto:platonex@bk.ru)

**Ruslan D. Khlynov** — Magister, Postgraduate Student at ITMO University, 197101, Saint-Petersburg, Russia, <https://orcid.org/0000-0003-2946-4653>, [ruslan384ruslan3@gmail.com](mailto:ruslan384ruslan3@gmail.com)

Статья поступила в редакцию 07.02.2024  
Одобрена после рецензирования 20.04.2024  
Принята к печати 30.08.2024

The article was submitted to the editorial office 07.02.2024  
Approved after review 20.04.2024  
Accepted for publication 30.08.2024