

## Вступление

### О методах измерения активности головного мозга

Существует множество различных способов записи сигналов активности мозга. Они различаются временным и пространственным разрешением, а также степенью инвазивности. Электроэнцефалограмма (EEG) - самый распространенный вид данных, так как они являются неинвазивным и не требуют дорогостоящего оборудования. К сожалению, она обладает низким пространственным разрешением. Магнитоэнцефалограмма (MEG) и функциональная магнитно-резонансная томография (fMRI), которые также являются неинвазивными, записываются с помощью сложного и дорогостоящего оборудования, что делает их неприменимыми для большинства практических задач, таких как создание нейро-компьютерного интерфейса (BCI). С другой стороны, такие методы, как запись SUA (single unit activity) приводят к необратимым изменениям в работе мозга и из-за этого требуют постоянного обновления модели для поддержания ее точности [1]. Изменения, происходящие после внедрения электродов в глубину головного мозга, являются плохо исследованным и представляют опасность для пациента.

Для достижения высокого пространственного разрешения в нейро-компьютерных интерфейсах, предназначенных для распознавания движений человека используются электрокортикограммы (ECoG). Такие данные, полученные при помощи измерения потенциалов электромагнитного поля непосредственно с коры головного мозга, обладают большим пространственным разрешением, чем EEG и являются более безопасными, так как являются полуинвазивными и не требуют внедрения электродов в кору головного мозга. Более того, спектр частот, которые можно записать с помощью ECoG, намного шире, чем у EEG. Так, с помощью EEG обычно записываются частоты менее 40 Hz, а с помощью ECoG возможно записать частоты до 200 Hz. Это важно, так как компоненты сигнала на частотах от 70 до 200 Hz содержат информацию о выполнении конкретных действий [2].

Как видно из Рис. (1), ECoG уступает в пространственном разрешении только SUA, при этом является намного безопаснее и позволяет получать долгосрочную модель для нейро-компьютерного интерфейса [1].

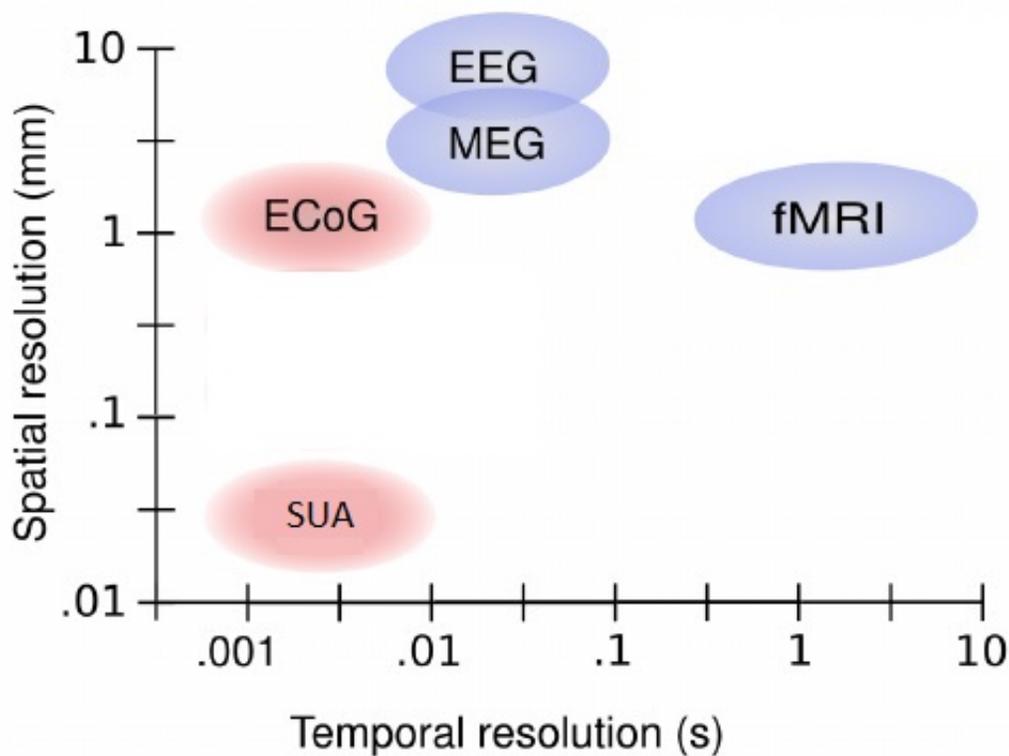
### О задачах

Задача создания нейро-компьютерного интерфейса, использующего информацию об активности мозга для управления различными устройствами, исследуется больше сорока лет [3]. Основными направлениями в этой области являются создание недорогого и легкого в использовании устройства для общего потребителя [4] и разработка устройств для людей с ограниченными возможностями.

Для того чтобы устройство было относительно недорогим и удобным используются всего несколько каналов EEG. Использование таких данных позволяет распознавать только небольшое количество состояний, при этом требуются воспроизводить одно и то же состояние, например, концентрацию или расслабленность [5–7]. Примером устройства общего пользования является нейро-гарнитура для управления дроном [4].

Другим направлением в задаче создания нейро-компьютерных интерфейсов является помощь пациентам с травмами мозга или парализованными конечностями. Здесь можно выделить два основных направления, во-первых, создание экзоскелетов и протезов [8], во-вторых, использование нейро-компьютерного интерфейса для восстановления утраченных двигательных функций. [9–11].

Механизм работы протезов заключается в том, что пациент представляет себе движение, нейро-компьютерный интерфейс распознает представленное движение, а экзоски-



**Рис. 1.** Схематический обзор масштабов пространственного и временного разрешения методов измерений, используемых для ВСИ.

лет выполняет распознанное движение. Распознавание воображаемых движений является трудной задачей, так как активность коры головного мозга при представлении того или иного движения, хоть и схожа с активностью при реальном движении [12] является плохо изученной.

Промежуточной задачей является декодирование движений человека, не при его представлении этого движения, а при реальном движении. Этот метод сам по себе не используется при управлении экзоскелетом. Тем не менее он дает возможность измерять точность используемого алгоритма декодирования, а также представляет собой модельный эксперимент, так как при движении конечностью в коре активируются одни и те же зоны. Для решения задачи декодирования положения конечности в пространстве необходимо высокое пространственное разрешение, поэтому, при декодировании используются сигналы электрокортикограмм (ECoG). Данная задача недавно изучалась при проведении экспериментов с обезьянами [1, 13, 14]. Помимо этого, было проведено несколько экспериментов при участии людей [15, 16]. Полученные результаты показывают, что декодирование движений человека по данным ECoG значительно выше случайного, но достигаемая точность не достаточна, чтобы использовать эти алгоритмы для управления искусственной рукой [16]. Для повышения точности декодирования можно, например, использовать ECoG с большим количеством электродов [17].

Другой промежуточной задачей является декодирование движений в 1D и 2D пространстве [18]. Эта промежуточная задача имеет практическое применение, так как позволяет людям с ограниченными возможностями управлять курсором компьютерной мышки [19, 20].

Для декодирования движений можно сначала декодировать промежуточные показатели, такие как локальный потенциал (LFP) [21] или показатели мышечной активности [22]. Например, можно декодировать электромиограмму (EMG), а далее воспользоваться алгоритмами декодирования движений по EMG [23].

При создании протеза руки человека ставится более сложная задача. Так, кроме определения положения руки в пространстве, необходимо распознавать движения пальцев. Эту задачу решали в работах [24–27]. С помощью использования априорных знаний о движении пальцами и графических моделей получилось добиться точности в 65 % для классификации на 6 классов (5 пальцев и нейтральное состояние) [27].

За последние 10 лет было проведено много исследований, направленных на создание точного и устойчивого алгоритма декодирования ECoG данных. В данном обзоре рассматриваются основные подходы, используемые в задачах декодирования, их эффективность и ограничения.

## **О методах обработки ECoG**

Первым этапом декодирования сигнала ECoG, как и EEG сигнала, является выделение признаков. Существует много методов выделения признаков из пространственно-временных данных. В данном обзоре будут рассмотрены основные методы выделения признаков и их эффективность при применении к ECoG данным.

### **1. Фильтрация.**

Перед тем как извлекать признаки, необходимо выбрать частотный диапазон, внутри которого будут частоты генерируемые сигналом, а вне которого шумом. Частоты подбираются исходя из результатов предметной области.

### **2. Вейвлет преобразование**

Вейвлет преобразование [28] - это обобщение разложения в ряд Фурье, оно является разложением исходного сигнала в ряд из вейвлетов.

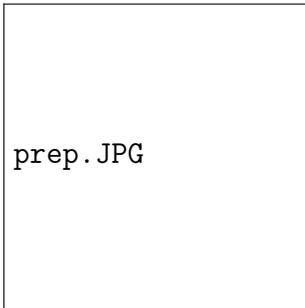
Набор вейвлетов получается путем растяжения, сжатия и перемещения из материнского вейвлета. Однако, часто остается неясно, как выбирать материнский вейвлет [29]. Необходимо отметить широкое использование комплексного вейвлета Морле во многих работах связанных с декодированием движений по ECoG данным [1, 8, 14, 30]

Так как вейвлет преобразование позволяет варьировать ширину окна, оно дает более гибкий способ пространственно-временного представления сигнала. Для того чтобы получить лучшее представление низких частот, используются большая ширина окна, для выделения информации о больших частотах, необходимо использовать меньшую ширину окна.

После применения вейвлет преобразование на разных частотах (варьируя параметр масштаба) получается скаллограмма. (См. Рис. 2)

### **3. Нормализация.** Процедура предобработки входных данных, при которой значения признаков, образующих входной вектор, приводятся к некоторому заданному диапазону. Как видно из Рис. (2), нормализация полученной скаллограммы делается так, чтобы для каждой частоты стандартное отклонение было равно 1, что позволяет в равной мере использовать информацию содержащуюся на разных частотах.

Вторым этапом обработки ECoG данных является использование полученных признаков для декодирования движений.



**Рис. 2.** Схема преобразования ECoG сигнала с помощью вейвлет преобразования для получения признаков. Взято из [1].

Эта задача является задачей регрессии. Необходимо восстановить координаты положения руки по полученным признакам. При использовании обычной модели регрессии возникают проблемы с тем, что признаки полученные с помощью вейвлет преобразования от соседних электродов сильно коррелируют друг с другом, и при обучении данной модели возникает переобучение [31].

Для решения этой проблемы используется метод частичных наименьших квадратов (PLS). Он и его модификации используются в большинстве работ по декодированию движений. [1, 13–16]. Этот алгоритм проецирует пространство признаков на пространство меньшей размерности, выделяя те комбинации признаков, которые больше всего коррелируют с вектором ответов. Это позволяет выделить основную структуру в пространстве признаков и избежать переобучения.

Кроме канонического алгоритма PLS [32, 33], для декодирования движений также используются его модификации: метод частичных наименьших квадратов высшего порядка (HOPLS) [30] и его нелнейный вариант [34], смесь моделей PLS (mix-PLS) [35], рекурсивный PLS [36, 37], разряженный ортонормированный PLS (SOPLS) [14]. В обзоре [38] представлена вводная информация для того чтобы лучше понять тензорное обобщение PLS, а также примеры применения этого алгоритма для ECoG данных.

## Литература

- [1] Zenas C Chao, Yasuo Nagasaka, and Naotaka Fujii. Long-term asynchronous decoding of arm motion using electrocorticographic signals in monkey. *Frontiers in Neuroengineering*, 3(3), 2010.
- [2] Kai J Miller, Christopher J Honey, Dora Hermes, Rajesh PN Rao, Marcel denNijs, and Jeffrey G Ojemann. Broadband changes in the cortical surface potential track activation of functionally diverse neuronal populations. *NeuroImage*, 85, Part 2:711 – 720, 2014. New Horizons for Neural Oscillations.
- [3] J. J. Vidal. Real-time detection of brain events in eeg. *Proceedings of the IEEE*, 65(5):633–641, May 1977.
- [4] Bin He, Bryan Baxter, Bradley J Edelman, Christopher C Cline, and Wenjing W Ye. Noninvasive brain-computer interfaces based on sensorimotor rhythms. *Proceedings of the IEEE*, 103(6):907–925, 2015.
- [5] Jonathan R Wolpaw, Niels Birbaumer, Dennis J McFarland, Gert Pfurtscheller, and Theresa M Vaughan. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical neurophysiology*, 113(6):767–791, 2002.
- [6] Gernot R Muller-Putz, Vera Kaiser, Teodoro Solis-Escalante, and Gert Pfurtscheller. Fast set-up asynchronous brain-switch based on detection of foot motor imagery in 1-channel eeg. *Medical & biological engineering & computing*, 48(3):229–233, 2010.

- [7] Robert Leeb, Volker Settgast, Dieter Fellner, and Gert Pfurtscheller. Self-paced exploration of the austrian national library through thought. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 9(4):237–244, 2007.
- [8] Andrey Eliseyev and Tetiana Aksenova. Recursive n-way pls for the adaptive multisession calibration of ecog based bci system. *Frontiers in Computational Neuroscience*, (18).
- [9] Alireza Gharabaghi. Learned self-regulation of the lesioned brain with epidural electrocorticography. *Frontiers in Behavioral Neuroscience*, 8(429), 2014.
- [10] Stefano Silvoni, Ander Ramos-Murguialday, Marianna Cavinato, Chiara Volpato, Giulia Cisotto, Andrea Turolla, Francesco Piccione, and Niels Birbaumer. Brain-computer interface in stroke: A review of progress. *Clinical EEG and Neuroscience*, 42(4):245–252, 2011.
- [11] M SpGjler, A Walter, A Ramos-Murguialday, G Naros, N Birbaumer, A Gharabaghi, W Rosenstiel, and M Bogdan. Decoding of motor intentions from epidural ecog recordings in severely paralyzed chronic stroke patients. *Journal of Neural Engineering*, 11(6):066008, 2014.
- [12] A. Athanasiou, E. Chatzitheodorou, K. Kalogianni, C. Lithari, I. Moulos, and P. D. Bamidis. *XII Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing 2010: May 27 – 30, 2010 Chalkidiki, Greece*, chapter Comparing Sensorimotor Cortex Activation during Actual and Imaginary Movement, pages 111–114. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2010.
- [13] Kentaro Shimoda, Yasuo Nagasaka, Zenas C Chao, and Naotaka Fujii. Decoding continuous three-dimensional hand trajectories from epidural electrocorticographic signals in japanese macaques. *Journal of neural engineering*, 9(3):036015, 2012.
- [14] Marcel AJ van Gerven, Zenas C Chao, and Tom Heskes. On the decoding of intracranial data using sparse orthonormalized partial least squares. *Journal of neural engineering*, 9(2):026017, 2012.
- [15] Yasuhiko Nakanishi, Takufumi Yanagisawa, Duk Shin, Ryohei Fukuma, Chao Chen, Hiroyuki Kambara, Natsue Yoshimura, Masayuki Hirata, Toshiaki Yoshimine, and Yasuharu Koike. Prediction of three-dimensional arm trajectories based on ecog signals recorded from human sensorimotor cortex. *PloS one*, 8(8):e72085, 2013.
- [16] David T Bundy, Mrinal Pahwa, Nicholas Szrama, and Eric C Leuthardt. Decoding three-dimensional reaching movements using electrocorticographic signals in humans. *Journal of neural engineering*, 13(2):026021, 2016.
- [17] Po T Wang, Christine E King, Colin M McCrimmon, Jack J Lin, Mona Sazgar, Frank P K Hsu, Susan J Shaw, David E Millet, Luis A Chui, Charles Y Liu, An H Do, and Zoran Nenadic. Comparison of decoding resolution of standard and high-density electrocorticogram electrodes. *Journal of Neural Engineering*, 13(2):026016, 2016.
- [18] Tobias Pistohl, Tonio Ball, Andreas Schulze-Bonhage, Ad Aertsen, and Carsten Mehring. Prediction of arm movement trajectories from ecog-recordings in humans. *Journal of neuroscience methods*, 167(1):105–114, 2008.
- [19] G Schalk. Two-dimensional movement control using electrocorticographic signals in humans. *JOURNAL OF NEURAL ENGINEERING*.
- [20] E. C. Leuthardt, K. J. Miller, G. Schalk, R. P. N. Rao, and J. G. Ojemann. Electrocoigraphy-based brain computer interface-the seattle experience. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 14(2):194–198, June 2006.
- [21] Hidenori Watanabe, Masa-aki Sato, Takafumi Suzuki, Atsushi Nambu, Yukio Nishimura, Mitsuo Kawato, and Tadashi Isa. Reconstruction of movement-related intracortical activity from micro-electrocorticogram array signals in monkey primary motor cortex. *Journal of neural engineering*, 9(3):036006, 2012.

- [22] Duk Shin, Hidenori Watanabe, Hiroyuki Kambara, Atsushi Nambu, Tadashi Isa, Yukio Nishimura, and Yasuharu Koike. Prediction of muscle activities from electrocorticograms in primary motor cortex of primates. *PLoS ONE*, 7(10):1–10, 10 2012.
- [23] J. Fernandez-Vargas, T. V. J. Tarvainen, K. Kita, and W. Yu. Hand motion reconstruction using eeg and emg. In *2016 4th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, pages 1–4, Feb 2016.
- [24] JOJWGSJ Kubanek, KJ Miller, JG Ojemann, JR Wolpaw, and G Schalk. Decoding flexion of individual fingers using electrocorticographic signals in humans. *Journal of neural engineering*, 6(6):066001, 2009.
- [25] Zuoguan Wang, Q Ji, KJ Miller, and Gerwin Schalk. Prior knowledge improves decoding of finger flexion from electrocorticographic signals. *Front Neurosci*, 5:127, 2011.
- [26] D. Furman, R. Reichart, and H. Pratt. Finger flexion imagery: Eeg classification through physiologically-inspired feature extraction and hierarchical voting. In *2016 4th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, pages 1–4, Feb 2016.
- [27] Jaime F Delgado Saa, Adriana de Pestere, and Mujdat Cetin. Asynchronous decoding of finger movements from ecog signals using long-range dependencies conditional random fields. *Journal of Neural Engineering*, 13(3):036017, 2016.
- [28] C Sidney Burrus, Ramesh A Gopinath, and Haitao Guo. Introduction to wavelets and wavelet transforms. 1997.
- [29] O. Aydemir. Investigation of the most appropriate mother wavelet for characterizing imaginary eeg signals used in bci systems. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 24(1):38, 1 2016.
- [30] Qibin Zhao, Cesar F Caiafa, Danilo P Mandic, Zenas C Chao, Yasuo Nagasaka, Naotaka Fujii, Liqing Zhang, and Andrzej Cichocki. Higher order partial least squares (hopls): A generalized multilinear regression method. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 35(7):1660–1673, 2013.
- [31] Douglas C Montgomery, Elizabeth A Peck, and G Geoffrey Vining. *Introduction to linear regression analysis*. John Wiley & Sons, 2015.
- [32] Hervé Abdi. Partial least square regression (pls regression), 2003.
- [33] Anjali Krishnan, Lynne J Williams, Anthony Randal McIntosh, and Hervé Abdi. Partial least squares (pls) methods for neuroimaging: a tutorial and review. *Neuroimage*, 56(2):455–475, 2011.
- [34] Q. Zhao, G. Zhou, T. Adali, L. Zhang, and A. Cichocki. Kernelization of tensor-based models for multiway data analysis: Processing of multidimensional structured data. *IEEE Signal Processing Magazine*, 30(4):137–148, July 2013.
- [35] Francisco AA Souza and Rui Araújo. Mixture of partial least squares experts and application in prediction settings with multiple operating modes. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 130:192–202, 2014.
- [36] Andrey Eliseyev and Tetiana Aksenova. Recursive n-way partial least squares for brain-computer interface. *PloS one*, 8(7):e69962, 2013.
- [37] Bhupinder S Dayal and John F MacGregor. Recursive exponentially weighted pls and its applications to adaptive control and prediction. *Journal of Process Control*, 7(3):169–179, 1997.
- [38] Qibin Zhao, Liqing Zhang, and Andrzej Cichocki. Multilinear and nonlinear generalizations of partial least squares: an overview of recent advances. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 4(2):104–115, 2014.