

Исследование свойств локальных моделей при пространственном декодировании сигналов головного мозга*

Самохина А. М.¹, Болоболова Н. А.¹, Шиянов В. А.¹

alina.samokhina@phystech.edu

¹Московский физико-технический институт(ГУ)

Аннотация: Данная статья посвящена методам прогнозирования движения с помощью сигналов электрокортикограммы головного мозга. Цель исследования — проверить гипотезу о наличии взаимосвязи между сигналами мозга и движением. Рассматриваются различные методы генерации признаков. Предложен метод снижения размерности исходного признакового пространства с помощью локальных моделей. Пространство параметров модели используется в качестве нового пространства признаков. Предлагаемое признаковое пространство позволяет обоснованно использовать данные электрокортикограмм при построении моделей нейрокомпьютерного взаимодействия.

Ключевые слова: электрокортикограмма, нейрокомпьютерный интерфейс.

Research on the properties of local models in spatial decoding of the brain signals

Samokhina A. M.¹, Bolobolova N. A.¹, Shiyanov V. A.¹

alina.samokhina@phystech.edu

¹ Moscow institute of Physics and Technology (SU)

Abstract: This paper is devoted to the methods of ECoG signal processing and predicting motion using the results. The main purpose of the research is to show that changes in areas of brain activity is an informative feature for BCI modelling. To see the link between brain signals and motion, we look at different types of feature engineering and compare them. The new feature space will allow to use ECoG data for building BCI, using ECoG data.

Keywords: ECoG, BCI.

1 Введение

Нейрокомпьютерный интерфейс (Brain Computer Interface) [11] позволяет восстановить мобильность людей с нарушениями двигательных функций. Алгоритм BCI транслирует сигналы нейронов головного мозга в команды для исполняющей системы [11]. Это дает возможность регулировать движение роботизированной конечности в соответствии с механизмами нервной регуляции. [5].

В последнее время большое количество работ посвящено методам считывания мозговой активности и декодирования информации [9] [16] [10] [7] [8] [3] [11]. В этой работе используются данные сигналов, полученных инвазивным методом электрокортикографии (ECoG) [15]. Сложность декодирования заключается в избыточной размерности сигнала. Модель прогнозирования намерений является неустойчивой. Также к нестабильности модели приводит наличие сторонних шумов, накладывающихся на сигналы в естественной

* Научный руководитель: Стрижов В. В. Задачу поставил: Стрижов В. В. Консультант: Исаченко Р.

среде: импульсов других долей головного мозга и сигналов из внешней среды. Для построения системы нейрокомпьютерного интерфейса необходимо использовать простую и устойчивую модель.

Исследование состоит в восстановлении зависимостей между сигналами ECoG и движениями конечностей. Для точного предсказания траектории движения в трехмерном пространстве требуется снизить размерность признакового пространства и снизить влияние шумов на предсказания.

Стандартные подходы состоят в извлечении информативных признаков из пространственных, частотных и временных характеристик сигнала [11] [1]. Большинство методов в смежных работах исследуют частотные характеристики [4], [6], [10]. В работах [7] [12] рассматриваются все признаки вне зависимости от их природы. Наиболее распространёнными моделями являются алгоритмы PLS [14] [7], PCA [2], [16]. В работах [17] используются алгоритмы, построенные на скрытых марковских моделях. В работах [10] [16] авторы рассматривают различные участки сигнала как слова. В работе [12] исследован метод отбора признаков с помощью квадратичного программирования (Quadratic Programming Feature Selection [13]). Результаты работ недостаточно устойчивы по отношению к шумовым сигналам из-за больших вариаций амплитуд [6], [16], несмотря на рассмотренные в этих работах механизмы пространственной фильтрации сигналов.

В данной работе для моделирования фронта распределения сигнала предлагается использовать локальную модель. Движение фронта возбуждения приближается с помощью локальной модели прогнозирования движений. В качестве признакового описания объектов используются параметры построенной локальной модели. Полученный метод значительно снижает размерность данных, использует пространственную информацию и сохраняет свойства распространения сигнала. Как следствие, количество параметров конечной модели значительно уменьшается. Получается более простая аппроксимация сигнала высокой размерности и более устойчивая прогностическая модель.

В эксперименте используются данные с сайта <http://neurotycho.org/>. Сбор данных производился с использованием методики Multi-Dimensional Recording. Запись сигналов ECoG и траектории движения руки проводилась одновременно. Каждый из экспериментов длился 15 минут, первые 8 минут производилась запись обучающей выборки, оставшиеся 7 минут - запись тестовой выборки.

2 Постановка задачи

Исходные данные - отрезки многомерных временных рядов электрокортикограммы. Пусть $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{T \times N}$ - матрица значений напряжения, где N - число каналов, T - параметр времени. Необходимо построить информативное признаковое пространство для предсказания траектории движения конечности $\mathbf{y}(t)$.

Матрицы обучающей выборки имеют вид:

$$\mathbf{X} = \{x_{ij}\}_{i=1,\dots,T; j=1,\dots,N}; \quad (1)$$

$$\mathbf{Y} = \{y_{ij}\}_{i=1,\dots,T; j=1,2,3}, \quad (2)$$

где \mathbf{X} - набор сигналов, \mathbf{Y} - матрица ответов для входных данных \mathbf{X} . Объектом будем называть строку \mathbf{x}_i матрицы \mathbf{X} . В ней содержатся измерения в момент времени t_i , $i = 1, \dots, T$. Строка состоит из N элементов, каждый из которых соответствует каналу.

Значение y_{ij} отвечает j -й координате траектории движения конечности, соответствующей объекту \mathbf{x}_i .

Итоговую модель прогнозирования $f : \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y}'$ предлагается представить в виде композиции двух моделей: $f(\mathbf{X}) = h(\mathbf{w}, g(\Theta, \mathbf{X}))$. Здесь \mathbf{Y}' - предсказания модели f для обучающей выборки \mathbf{X} . С помощью модели $g(\Theta, \mathbf{X})$ строится новое описание данных - признаковое пространство \mathbf{W} : $g : \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{W}$. Так как модель $g(\Theta, \mathbf{X})$ использует локальную пространственную структуру сигнала для аппроксимации перемещения фронта возбуждения, будем называть ее *локальной моделью*. Множество Θ - это *параметры локальной модели*, которые предлагается использовать для построения признакового описания объектов. Параметры Θ могут быть найдены решением задачи авторегрессии с матрицей:

$$\begin{pmatrix} x_{i,t+1} & x_{i,t} & \cdots & x_{i,t-n} \\ x_{i,t} & x_{i,t-1} & \cdots & x_{i,t-n-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \end{pmatrix}. \quad (3)$$

Модель $h(\mathbf{w}, \mathbf{W}) : \mathbf{W} \rightarrow \mathbf{Y}'$ является моделью линейной регрессии с параметрами \mathbf{w} . На этапе применения модели $h(\mathbf{w}, \mathbf{W})$ построенное признаковое описание \mathbf{W} используется для предсказания траекторий \mathbf{Y}' . Параметры \mathbf{w} модели $h(\mathbf{w}, \mathbf{W})$ находятся путем минимизации функции потерь $L(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Y}', \mathbf{w}, g, h)$:

$$\mathbf{w}^* = \arg \min_{\mathbf{w}} L(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Y}', \mathbf{w}, g, h). \quad (4)$$

В качестве функции потерь можно выбрать, например, квадратичную ошибку:

$$L(\mathbf{Y}, \mathbf{Y}') = \sum_{j=1}^3 \|\mathbf{Y}_j - \mathbf{Y}'_j\|_2^2, \quad (5)$$

где \mathbf{Y}_j и \mathbf{Y}'_j - j -е столбцы матрицы ответов \mathbf{Y} и матрицы предсказаний \mathbf{Y}' соответственно. Цель работы состоит в нахождении оптимальной локальной модели $g(\Theta, \mathbf{X})$ для построения информативного признакового пространства.

3 Базовый алгоритм

Базовым алгоритмом в данной задаче является PLS [?]. Для проведения эксперимента, из данных электрокортикограммы были выделены частоты сигналов, в соответствии которым были поставлены трехмерные координаты движения руки обезьяны. Полученные данные были разделены на обучающую и контрольную выборки. Результаты эксперимента представлены на рисунке 1. На графике представлена зависимость координаты конечности от времени. Как видно из рисунка, базовый алгоритм довольно плохо справляется с поставленной задачей. Несмотря на то, что общий профиль пиков соблюдается, PLS не предсказывает острые пики, а также предсказывает флуктуации координаты во время, когда конечность почти не движется. В результате погрешность предсказания высока. Для борьбы с этим предлагается уменьшать размерность задачи, а значит и связанность данных.

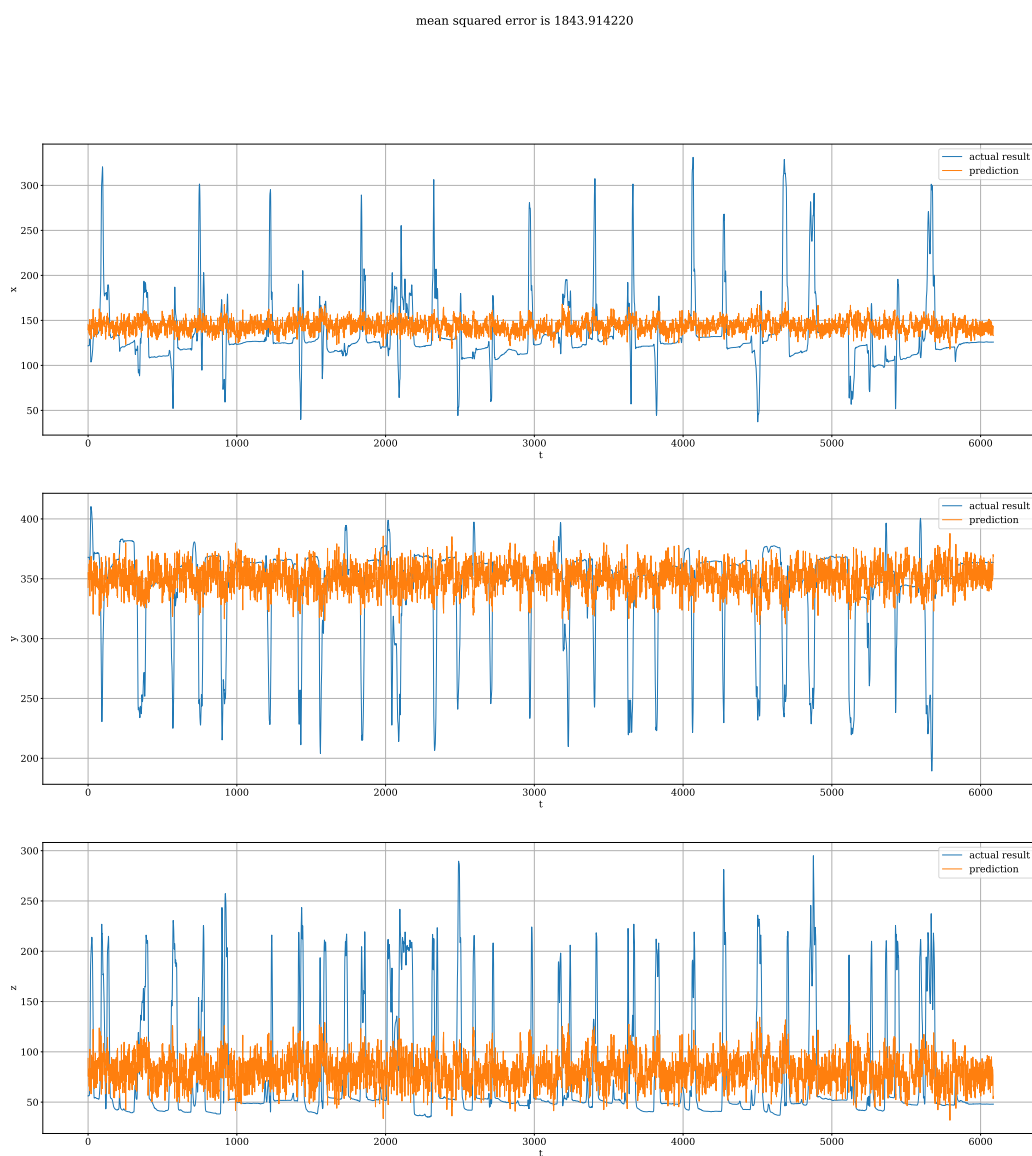


Рис. 1 Результаты эксперимента с базовым алгоритмом

Литература

- [1] David M. Alexander, Peter Jurica, Chris Trengove, Andrey R. Nikolaev, Sergei Gepshtein, Mikhail Zvyagintsev, Klaus Mathiak, Andreas Schulze-Bonhage, Johanna Ruescher, Tonio Ball, and Cees van Leeuwen. Traveling waves and trial averaging: The nature of single-trial and averaged brain responses in large-scale cortical signals. *NeuroImage*, 73:95–112, jun 2013.
- [2] Hai bin Zhao, Chun yang Yu, Chong Liu, and Hong Wang. ECoG-based brain-computer interface using relative wavelet energy and probabilistic neural network. In *2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics*. IEEE, oct 2010.
- [3] 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, feb 2016.
- [4] Cesar Marquez Chin, Milos R Popovic, Adam Thrasher, Tracy Cameron, Andres Lozano, and Robert Chen. Identification of arm movements using correlation of electrocorticographic spectral components and kinematic recordings. *Journal of Neural Engineering*, 4(2):146–158, apr 2007.
- [5] John P. Donoghue. Bridging the brain to the world: A perspective on neural interface systems. *Neuron*, 60(3):511–521, nov 2008.
- [6] Andrey Eliseyev and Tatiana Aksenova. Stable and artifact-resistant decoding of 3d hand trajectories from ECoG signals using the generalized additive model. *Journal of Neural Engineering*, 11(6):066005, oct 2014.
- [7] Andrey Eliseyev and Tetiana Aksenova. Penalized multi-way partial least squares for smooth trajectory decoding from electrocorticographic (ECoG) recording. *PLOS ONE*, 11(5):e0154878, may 2016.
- [8] Anna Gaglianese, Ben M. Harvey, Mariska J. Vansteensel, Serge O. Dumoulin, Nick F. Ramsey, and Natalia Petridou. Separate spatial and temporal frequency tuning to visual motion in human measured with ECoG. *Human Brain Mapping*, 38(1):293–307, sep 2016.
- [9] Kejia Hu, Mohsen Jamali, Ziev B. Moses, Carlos A. Ortega, Gabriel N. Friedman, Wendong Xu, and Ziv M. Williams. Decoding unconstrained arm movements in primates using high-density electrocorticography signals for brain-machine interface use. *Scientific Reports*, 8(1), jul 2018.
- [10] Carlos A. Loza and Jose C. Principe. Unsupervised robust detection of behavioral correlates in ECoG. In *2017 8th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*. IEEE, may 2017.
- [11] Soichiro Morishita, Keita Sato, Hidenori Watanabe, Yukio Nishimura, Tadashi Isa, Ryu Kato, Tatsuhiro Nakamura, and Hiroshi Yokoi. Brain-machine interface to control a prosthetic arm with monkey ECoGs during periodic movements. *Frontiers in Neuroscience*, 8, dec 2014.
- [12] Anastasia Motrenko and Vadim Strijov. Multi-way feature selection for ECoG-based brain-computer interface. *Expert Systems with Applications*, 114:402–413, dec 2018.
- [13] I Rodriguez-Lujan, R Huerta, C Elkan, and C Santa Cruz. Quadratic programming feature selection. *Journal of Machine Learning Research*, 2010.
- [14] Roman Rosipal and Nicole Krämer. Overview and recent advances in partial least squares. In *Subspace, Latent Structure and Feature Selection*, pages 34–51. Springer Berlin Heidelberg, 2006.
- [15] J.I. Sirven. Electrocorticogram (ECOG). In *Encyclopedia of the Neurological Sciences*, pages 1080–1083. Elsevier, 2014.
- [16] Yilin Song, Yao Wang, and Jonathan Viventi. Unsupervised learning of spike patterns for seizure detection and wavefront estimation of high resolution micro electrocorticographic (μ ECoG) data. *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 16(6):418–427, sep 2017.

- [17] Rui Zhao, Gerwin Schalk, and Qiang Ji. Coupled hidden markov model for electrocorticographic signal classification. In *2014 22nd International Conference on Pattern Recognition*. IEEE, aug 2014.