

Исследование свойств локальных моделей при пространственном декодировании сигналов головного мозга.*

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

vadimsh@phystech.edu

Целью работы является восстановление связи между сигналами электрокортикограммы и пространственным движением конечностей тела. Особенностью является избыточность данных кортикограммы. Это позволяет снизить размерность задачи. В данном исследовании предлагается использовать пространственную информацию, то есть перемещение зон активности мозга. Для этого предлагается построить локальную модель описания сигнала и использовать ее параметры в качестве признаков описания. С помощью полученных признаков предлагается обучить алгоритм машинного обучения, который позволил бы предсказывать движения конечностей по сигналам головного мозга. В качестве данных предлагается использовать данные электрокортикограмм обезьян и движения их конечностей.

Ключевые слова: *Brain-Computer Interface, feature engineering.*

1 Введение

Целью данной работы является построение модели, которая смогла бы связать сигналы мозга с движениями конечностей тела. Предлагается использовать пространственную составляющую сигнала, то есть перемещение зон активности головного мозга. Сложностью исследования является избыточное, высокоразмерное пространство сигналов, которое приводит к неустойчивой модели.

Для борьбы с высокой размерностью пространства признаков предлагается использовать ряд алгоритмов. В том числе PCA [?] для выделения наиболее важных признаков, то есть признаков, ответственных за наибольшую часть отклонения в выборке. Также предлагается использовать алгоритм PLS [?] чтобы учесть латентную природу связей между сигналами головного мозга и движением тела. Также предлагается использовать алгоритм ССА [?] для выбора наиболее связанных из двух наборов переменных. Наиболее близкой к данной работе, является работа [?]. Эта работа также посвящена декодированию сигналов головного мозга и движения конечностей, однако, авторы ограничиваются частотными характеристиками сигналов.

Данное исследование предлагает использовать пространственную структуру сигнала. Для уменьшения размерности задачи предлагается построить локальную модель описания сигнала. Параметры этой модели предлагается использовать в качестве признаков описания сигнала. Такой подход позволяет заметно снизить размерность итоговых признаков, то есть позволяют построить более простую и устойчивую модель. Однако, результат построения локальной модели сильно зависит от изначального выбора признаков пространства, что влечет за собой ограничения на вид возмущения.

В работе предлагается использовать данные neurotycho (<http://neurotycho.org>), которые представляют из себя кортикограммы обезьян и движения их конечностей, записанные одновременно. С помощью этих данных предлагается обучить модель и проверить ее устойчивость и точность.

*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект №00-00-00000. Научный руководитель: Стрижов В. В. Задачу поставил: Стрижов В. В. Консультант: Исаченко Р. О.

2 Постановка задачи

Данные электрокортикограммы содержат многомерные временные ряды $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^N$, представляющие измерения напряжения в каждом из N каналов, а также временной ряд $\mathbf{y}(t) \in \mathbb{R}^3$, представляющий координаты конечности. Эти ряды можно представить в виде матриц $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times T}$ и $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{3 \times T}$ с элементами $x_{ij} = s_i(t_j)$ и $y_{ij} = y_i(t_j)$. Целью работы является создание модели

$$f : \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y}.$$

Так как \mathbf{X} имеет большую размерность и содержит сильно зависимые данные, подобная модель может быть неустойчивой. Для решения этой проблемы предлагается признаковое описание сигнала в виде решения задачи линейной авторегрессии:

$$\left[\begin{array}{c|ccc} x_{i,t+1} & x_{i,t} & \cdots & x_{i,t-n} \\ x_{i,t} & x_{i,t-1} & \cdots & x_{i,t-n-1} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \end{array} \right] \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \cdots \end{bmatrix},$$

где параметры \mathbf{w} подбираются так, чтобы с помощью них можно было оптимально предсказывать первый значения в первом столбце матрицы.

Таким образом модель f разбивается на две: $g : \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{w}$, которая ставит в соответствие сигналу его признаковое описание, и $h : \mathbf{w} \rightarrow \mathbf{Y}$, которая ставит в соответствие признакам движение конечности в пространстве. С помощью подобной декомпозиции задачи мы добиваемся сильного уменьшения размерности информации, что приводит к более устойчивым моделям g .

Формально постановку задачи можно записать следующим образом:

$$\mathbf{w}^* = \arg \min_{\mathbf{w} \in \mathbb{R}^n} L(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{w}, g, h)$$

где L — некоторая функция потерь (например, cross-entropy или logloss).

3 Базовый алгоритм

Базовым алгоритмом в данной задаче является PLS [?].

4 Базовый эксперимент

Для проведения эксперимента, из данных электрокортикограммы были выделены частоты сигналов. Выходные данные — трехмерные координаты движения руки обезьяны. Полученные данные были разделены на обучающую и контрольную выборки в отношении два к одному. На полученной выборке был обучен двухкомпонентный PLS. 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.

Литература

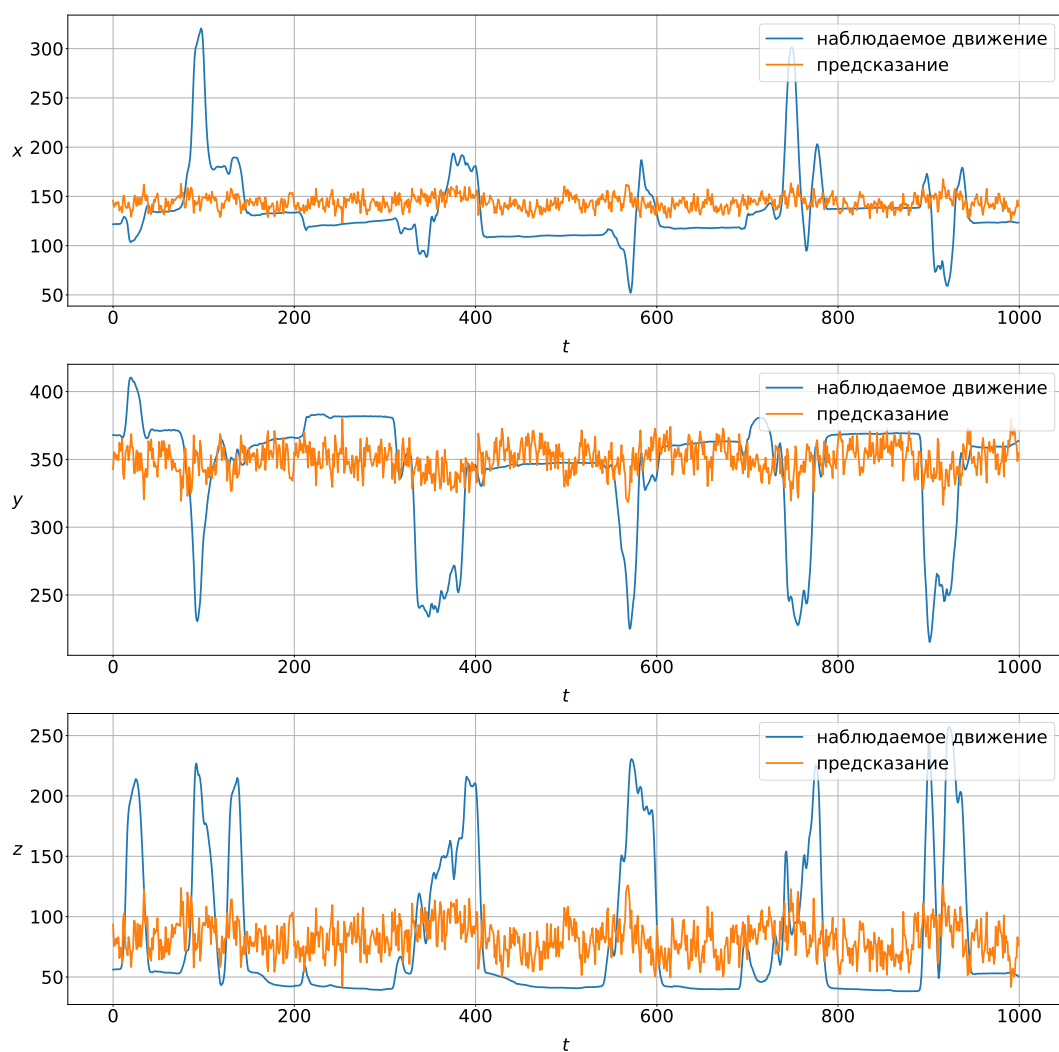


Рис. 1 Результаты эксперимента с базовым алгоритмом