

Декодирование сигналов мозга и прогнозирование намерений

Теленков Д. С., Задаянчук А. И., Стрижнев В. В.

telencov11@gmail.com

¹Московский физико-технический институт; ²Сколковский институт науки и технологий

В данной статье исследуется проблема восстановления движения конечностей по кортикограмме. Для решения задачи использовался алгоритм иерархической смеси экспертов над моделью PLS. Его результаты сравнивались с базовым алгоритмом Partial Least Squares. Сравнение показало, что алгоритм иерархической смеси экспертов над моделью PLS справляется с поставленной задачей лучше, что является следствием способа выбора признаков, учитывающего закономерности как в независимой, так и в зависимой переменной.

Ключевые слова: *Partial Least Squares, Electrocorticography*, еще ключевые слова.

1 Введение

Восстановление движений по сигналам мозга является важной задачей в наши дни. С ее помощью люди будут способны заменить потерянную конечность электронным протезом. Парализованные получают возможность говорить и передвигаться на автоматических колясках[5]. Кроме того, ее решения применимы в создании экзоскелетов.

Уже есть примеры успешных исследований в данной области. Используя метод электромиограммы, исследователи смогли вернуть способность к базовым движениям людям с латеральным склерозом и повреждениями спинного мозга [2, 3].

Используемым нами методом снятия сигналов мозга является кортикограмма. Она получает данные из электродов, накладываемых непосредственно на кору головного мозга, под кости черепа. Исследования показывают, что кортикограмма является более точным и устойчивым методом, по сравнению с электромиограммой. Кортикограмма превосходит электромиограмму в амплитуде сигнала (обычно выше в пять раз), пространственном разрешении (0.125 против 3 см.) и полосе пропускания частот (0-550Гц. против 0-40Гц) [4].

Отличительной особенностью исследования является использование алгоритма понижения размерности, отличного от PLS. В схожей работе [4] исследователи из Вашингтонского университета добились высоких результатов в предсказывании движений пальцев руки. Основными алгоритмами являлись PLS и логистическая регрессия. Для дальнейшего улучшения качества предсказания, нами предлагается использование алгоритма учитывающего неортогональную структуру взаимозависимости признаков для снижения размерности.

Для исследования базового алгоритма использовался датасет из работы [1]. В нем представлен временной ряд с показаниями кортикограммы в зависимости от напряжения пальцев руки.

2 Постановка задачи

Дана выборка размера m :

$$D_n = \{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}_{i=1}^m$$

где $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$ - вектор признаков, $\mathbf{y}_i \in \mathbb{R}^5$. Будем также говорить, что у нас есть матрица параметров X и матрица ответов Y

Выборка разбита на обучение и контроль:

$$D_\tau = \{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}_{i \in \tau} \quad D_\theta = \{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}_{i \in \theta} \quad \tau \sqcup \theta = [1, 2, \dots, m]$$

Требуется научиться предсказывать значения \mathbf{y}_i по \mathbf{x}_i на обучении и проверить точность на контроле.

2.1 Базовый алгоритм

В следствии высокой размерности и корреляции между компонентами x_i , проводится процедура понижения размерности. Для этого используется алгоритм partial least squares. Он находит переход из пространства параметров \mathbb{R}^n в пространство более низкой размерности - \mathbb{R}^k , $k < n$, основываясь на корреляции между параметрами и ответами. Таким образом у нас появляются матрицы перехода - $W_{n \times k}$ и латентных переменных - $T_{m \times k} = XW$. Задача линейной регрессии переходит в нахождении $Q \in \mathbb{R}^k$, что:

$$Y = TQ + E = XWQ + E$$

E - шум. Основная задача - нахождение W .

Существуют различные решения PLS. Остановимся на одном из самых популярных - NIPALS (nonlinear iterative partial least squares). Этот алгоритм итеративный. Каждая итерация занимает шесть шагов. Перед тем как их перечислить, следует ввести несколько обозначений: $A_1 = X^T Y$, $M_1 = X^T X$, $C_1 = I$. На i -й итерации алгоритма происходит:

1. вычислим \mathbf{e}_i , доминантный собственный вектор $A_i^T A_i$
2. $\mathbf{w}_i = C_i A_i \mathbf{e}_i$, $\mathbf{w}_i = \frac{\mathbf{w}_i}{\|\mathbf{w}_i\|}$. Положим \mathbf{w}_i в W , как i -ю колонку
3. $\mathbf{p}_i = M_i \mathbf{w}_i$, $c_i = \mathbf{w}_i^T M_i \mathbf{w}_i$, $\mathbf{p}_i = \frac{\mathbf{p}_i}{c_i}$
4. $\mathbf{q}_i = \frac{A_i^T \mathbf{w}_i}{c_i}$. Положим \mathbf{q}_i в Q , как i -ю колонку
5. $A_{i+1} = A_i - c_i \mathbf{p}_i \mathbf{q}_i^T$, $M_{i+1} = M_i - c_i \mathbf{p}_i \mathbf{p}_i^T$
6. $C_{i+1} = C_i - \mathbf{w}_i \mathbf{p}_i^T$

Чтобы перейти к размерности k необходимо сделать k итераций. На выходе мы получаем матрицы W и Q , т.е. уже готовы к проверке на контрольной выборке.

3 Эксперимент

Для сравнения базового и основного алгоритмов использовался один и тот же датасет, взятый из работы [1]. В нем показаниям с 64 каналов кортикограммы сопоставлялись натяжения во всех пяти пальцах руки испытуемой. Частота сэмплирования - 1кГц, полоса пропускания каналов - 0.15-200Гц.

3.1 Датасет

Датасет состоит из элементов:

$$D_n = \{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}_{i=1}^{4 \cdot 10^6},$$

где $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^{64}$ - вектор признаков, $\mathbf{y}_i \in \mathbb{R}^5$.

3.2 Базовый алгоритм

Для проверки качества базового алгоритма использовалась кросс-валидация. Гиперпараметр размерности нового пространства параметров варьировался от 1 до 64. Посмотрим на результаты:

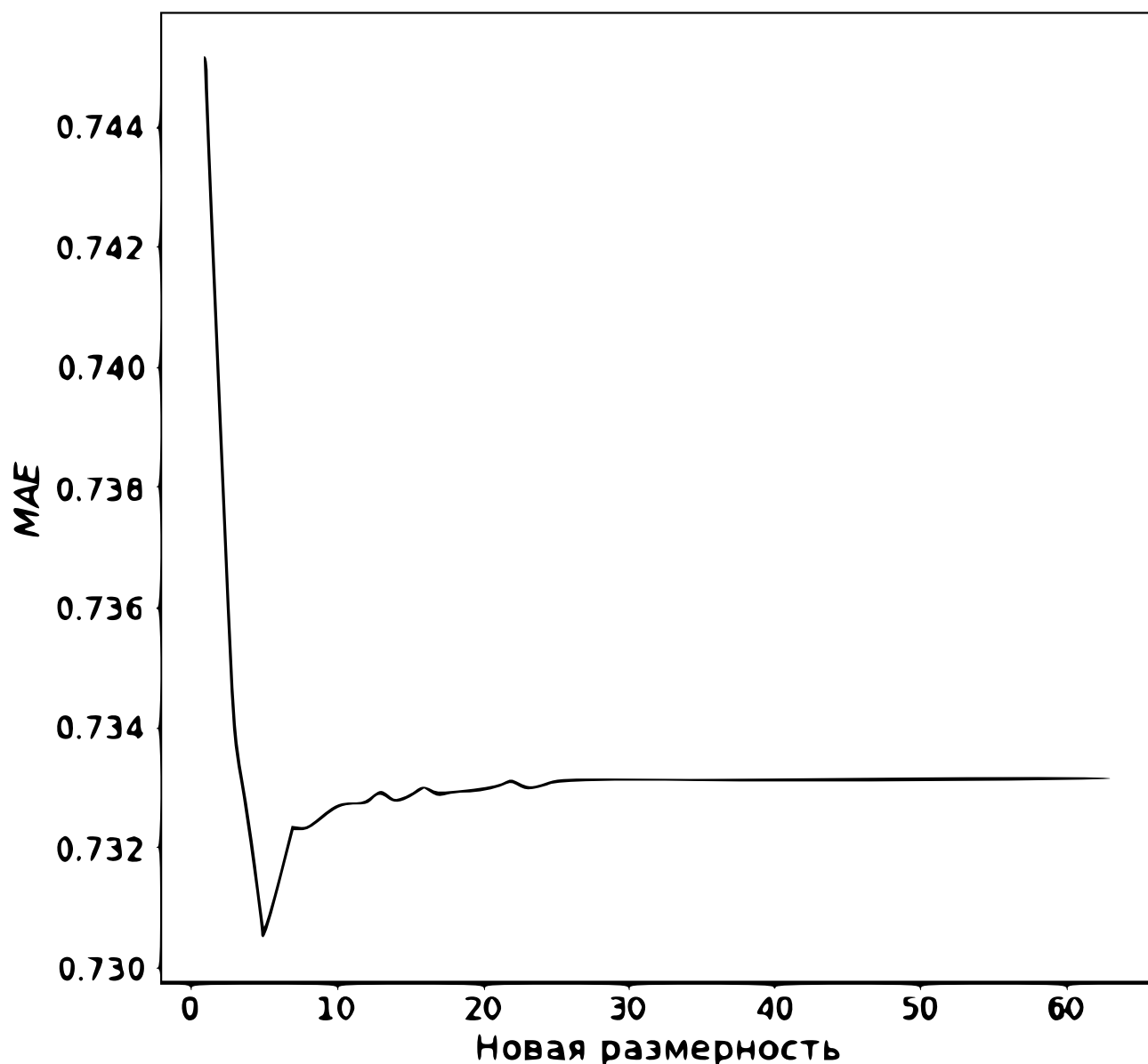


Рис. 1 Зависимость средней ошибки от числа итераций.

Как и предполагалось, есть минимум функционала ошибки, в следствии зависимости в параметрах. Занимательным является тот факт, что наилучшая итоговая размерность совпадает с размерностью пространства откликов. Минимальное MAE - 0.731.

4 Литература

- [1] Schalk, G., Kubanek, J., Miller, K.J., Anderson, N.R., Leuthardt, E.C., Ojemann, J.G., Limbrick, D., Moran, D.W., Gerhardt, L.A., and Wolpaw, J.R. Decoding TwoDimensional Movement Trajectories Using Electrographic Signals in Humans, J Neural Eng, 4: 264-275, 2007.
- [2] Decoding Ipsilateral Finger Movements from ECoG Signals in Humans
- [3] J. Wolpaw, N. Birbaumer, D. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. Vaughan. Brain-computer interfaces for communication and control. Clinical neurophysiology, 113(6):767–791, 2002.

-
- [4] G. Pfurtscheller, C. Guger, G. Muller, G. Krausz, and C. Neuper. Brain oscillations control hand orthosis in a tetraplegic. *Neuroscience letters*, 292(3):211–214, 2000.
- [5] J. Wolpaw and D. McFarland. Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 101(51):17849, 2004.

