

Прогнозирование намерений. Построение оптимальной модели декодирования сигналов при моделировании нейрокомпьютерного интерфейса.*

Кудрявцева П.Ю.

polinakud13@gmail.com

¹Московский физико-технический институт (МФТИ)

При построении систем нейрокомпьютерного интерфейса возникает проблема наличия зависимости считываемых данных. Для построения устойчивой прогностической модели необходимо снизить размерность исходных данных и провести процедуру выбора признаков. В работе исследуются алгоритмы построения систем нейрокомпьютерного интерфейса, проведен подробный анализ ошибки различных алгоритмов на реальных данных. Исследовано влияние тензорной структуры данных на качество модели.

Ключевые слова: *отбор признаков, нейрокомпьютерный интерфейс, предсказание движений конечности.*

1 Введение

Цель работы - построить систему нейрокомпьютерного интерфейса. Предлагается декодировать сигналы мозга ECoG/EEG и спрогнозировать движение конечности субъекта. Главной проблемой является сильная корреляция исходных сигналов. Модель, обученная по избыточным данным, является нестабильной. Необходимо избавиться от лишних зависимостей. Для этого применяются методы снижения размерности пространства и выбора признаков.

В качестве алгоритма, снижающего размерность, в работе используется метод частичных наименьших квадратов. Этот метод позволяет спроецировать данные в пространство меньшей размерности. Далее проводится регрессия с проекциями исходных признаков [7] [4]. В [3] доказана эффективность рекурсивного PLS для быстрой реакции системы НКИ на поступающие сигналы. В [2], [1] были предложены многомодальные модификации алгоритма PLS. Выбор признаков

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

осуществляется алгоритмом Quadratic programming feature selection [6]. В [5] исследуется похожая задача отбора признаков для построения систем нейрокомпьютерных интерфейсов. В статье представлена модификация алгоритма QPFS, которая позволяет применять его к многопоточным данным, в том числе для задачи построения НКИ. Доказана эффективность модификации алгоритма для данных с большими размерами признаков, по сравнению с другими алгоритмами снижения размерности.

В этой работе используется алгоритм частичных наименьших квадратов (PLS) для снижения размерности пространства признаков. Этот метод позволяет получить более эффективные и информативные комбинации старых признаков, вместо того чтобы взять старые признаки без изменений. Алгоритм проецирует признаковую матрицу X и целевую матрицу Y в пространство меньшей размерности, сохраняя максимальное количество информации об исходных матрицах. В новом пространстве признаки в проекции матрицы X линейно независимы. Также, максимизируется взаимосвязь между проекциями. После проецирования максимизируется линейная зависимость между столбцами проекций. Вторым алгоритмом, который используется в работе - Quadratic Programming Feature Selection (QPFS). Он позволяет сформулировать задачу отбора признаков в виде задачи квадратичного программирования. Задача квадратичного программирования ставится в пространстве меньшей размерности. Возврат в пространство большей размерности после решения задачи позволяет выбрать независимые признаки, релевантные целевому вектору.

Литература

- [1] Jean Faber Alexander Wyss Napoleon Torres Corinne Mestais Alim Louis Benabid Andrey Elisеyev, Cecile Moro and Tetiana Aksenova. Iterative n-way partial least squares for a binary self-paced brain-computer interface in freely moving animals. In *Journal of Neural Engineering*, 2012.
- [2] Jean Faber Alexander Wyss Napoleon Torres Corinne Mestais Alim Louis Benabid Andrey Elisеyev, Cecile Moro and Tetiana Aksenova. L1-penalized n-way pls for subset of electrodes selection in bci experiments. In *Journal of Neural Engineering*, 2012.
- [3] Andrey Elisеyev, Alim-Louis Benabid, and Tatyana I. Aksenova. Recursive multi-way pls for adaptive calibration of brain computer interface system. In Timo Honkela, Wlodzislaw Duch, Mark A. Girolami, and Samuel Kaski, editors, *Artificial Neural Networks and Machine Learning - ICANN 2011 - 21st International*

- 54 *Conference on Artificial Neural Networks, Espoo, Finland, June 14-17, 2011, Proceedings, Part II*, volume
55 6792 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 17–24. Springer, 2011.
- 56 [4] Anjali Krishnan, Lynne J. Williams, Anthony Randal McIntosh, and Hervé Abdi. Partial least squares (pls)
57 methods for neuroimaging: A tutorial and review. *NeuroImage*, 56(2):455–475, 2011.
- 58 [5] Anastasia Motrenko and Vadim V. Strijov. Multi-way feature selection for ecog-based brain-computer
59 interface. *Expert Syst. Appl*, 114:402–413, 2018.
- 60 [6] Irene Rodríguez-Luján, Ramón Huerta, Charles Elkan, and Carlos Santa Cruz. Quadratic programming
61 feature selection. *Journal of Machine Learning Research*, 11:1491–1516, 2010.
- 62 [7] Qibin Zhao, Guoxu Zhou, Tülay Adalı, Liqing Zhang, and Andrzej Cichocki. Kernelization of tensor-based
63 models for multiway data analysis: Processing of multidimensional structured data. *IEEE Signal Process.*
64 *Mag*, 30(4):137–148, 2013.