

ОБЗОР ТЕКУЩЕГО СОСТОЯНИЯ ОБЛАСТИ "ИНТЕРФЕЙС МОЗГ-КОМПЬЮТЕР"

Бауэр А.В., Станкевич Ф. В.

Научный руководитель: Спицын В. Г.
Томский политехнический университет
anton.bauer@inbox.ru

Интерфейс мозг-компьютер (Brain Computer Interface, BCI) позволяет отдавать команды компьютеру непосредственно через мыслительные процессы человека минуя стандартные средства управления. Эта задача в последнее время обрела большую популярность. Исследования в данной области начались в 1970-х годах в Калифорнийском университете Лос-Анджелеса. Сейчас интерфейс мозг-компьютер развивается для использования в следующих направлениях: общие системы управления компьютером и роботами, системы для людей с ограниченными возможностями, системы для видеоигр.

Выбор метода

На сегодняшний день существует два подхода BCI: инвазивный и неинвазивный. Инвазивный подход основан на непосредственном подключении электродов к нервным окончаниям головного мозга. Методы, основанные на инвазивном подходе позволяют получить очень точную картину процессов, происходящих в головном мозге. Однако из-за ряда технических и этических проблем этого подход в настоящий момент не рассматривается.

Электроэнцефалография и инфракрасная спектроскопия (fNIRS) являются наиболее перспективными неинвазивными методами BCI. Оба метода дают опосредованную информацию о процессах, происходящих в головном мозге. Кроме того, как показывают исследования [1, 2, 3], каждый из этих методов имеет свою область наиболее эффективно решаемых задач. Классификация сигналов ээг наиболее эффективна в задачах, связанных с представлением движения (motor imagery), в то время как fNIRS эффективен для регистрации активности при решении абстрактных задач (mental tasks), например вычисления в уме.

Система 10-20

Система 10-20 является стандартной системой размещения электродов на поверхности головы, которая рекомендована Международной федерацией электроэнцефалографии и клинической нейрофизиологии. Система основана на отношениях между расположением электродов и основными областями коры головного мозга. Всего на поверхность головы накладывается 21 электрод. Схема расположения изображена на рисунке 1

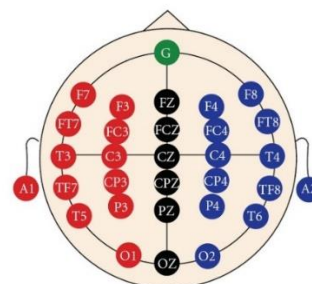


Рисунок 11. Расположение электродов по системе 10-20

Двигательная кора головного мозга

Двигательная кора головного мозга – функциональные зоны коры головного мозга, посылающие двигательные импульсы мышцам. На рисунке 2 представлено расположение двигательной коры головного мозга.

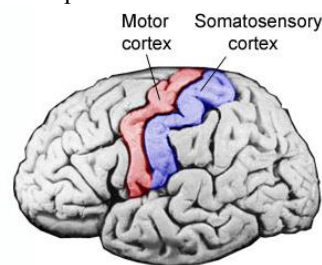


Рисунок 12. Расположение двигательной коры
Выполнение движения приводит к мозговой активности в этой зоне коры [4]. Таким образом, для получения данных ээг, связанных с движением, достаточно располагать электроды над двигательной корой головного мозга. Это свойство используется для того, чтобы уменьшить пространство признаков при выполнении классификации сигналов ээг.

Представление движения

Представление движения - динамическое состояние, в течение которого испытуемый мысленно симулирует определенное движение, при этом чувствует себя выполняющим действие. Исследования [5, 6] показали, что мозговая активность при выполнении определенного действия схожа с мозговой активностью при представлении этого действия. При этом функциональная эквивалентность между действием и его представлением выходит за рамки движений. На рисунке 3 приведена визуализация активности головного мозга в момент выполнения и в момент представления одного движения.

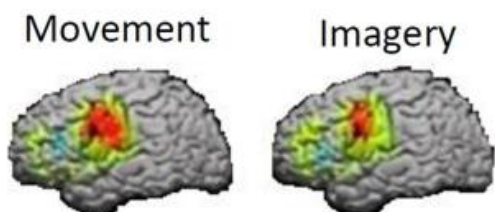


Рисунок 13. фМРТ мозга во время выполнения (слева) и представления (справа) движения.

Это свойство может использоваться как для обучения классификатора сигналов, так и для обучения операторов использованию системы.

Аппаратное обеспечение системы

Для регистрации ЭЭГ используется электроэнцефалограф Мицар-ЭЭГ-202-3 [7].

Аппарат позволяет записывать до 32 каналов ээг и способен регистрировать колебания с частотой от 0,01 до 150 Гц, что позволяет получать наиболее полную картину мозговых процессов (альфа, бета, дельта и тета ритмы).

Используемые алгоритмы

В качестве основы для классификатора рассматриваются следующие методы:

Нейронные сети. К достоинствам нейронных сетей относится их относительная простота. Однако, при увеличении сложности классифицируемого множества, необходимо усложнять структуру нейронной сети, а также увеличивать мощность обучающей выборки, что негативно отражается как на скорости обучения классификатора, так и на скорости его работы. Как показано в исследованиях [8, 9], одних нейронных сетей недостаточно для обработки сигналов ээг.

SVM. Методы классификации, основанные на SVM используются многими исследователями. Как показано в статьях [10, 11], этот метод может давать хорошие результаты.

Скрытые модели Маркова. Являются удобной моделью для представления процессов, происходящих в течение некоторого времени. Согласно исследованиям [12, 13], классификаторы, основанные на скрытых Марковских моделях верно классифицируют сигналы ээг в 80-90% случаев.

Заключение

В результате обзора текущего состояния сферы BCI, была подготовлена база до дальнейших собственных исследований и разработок в области взаимодействия мозг - компьютер.

Список использованных источников

- [1] Nai-Jen Huan, Ramaswamy Palaniappan. Brain Computer Interface Design using Mental Tasks. Nanyang Technological University, Singapore.
- [2] M. Jawad Khan, Keum-Shil Hong, Noman Naseer, m. Rahel Bhutta. A hybrid EEG-fNIRS BCI: motor imagery for EEG and mental arithmetic for fNIRS. 14th International Conference on Control, Automation and Systems.
- [3] Физиология человека. Двигательная кора. Электронный ресурс. URL: <http://meduniver.com/Medical/Physiology/1027.htm>
- [4] The representing brain: Neural correlates of motor intention and imagery. Behavioral and Brain Sciences, 17, 187-245.
- [5] Decety, J. (1996). Neural representations for action. Reviews in the Neurosciences, 7, 285-297
- [6] Мицар-ЭЭГ-202-3, MITSAR Brain Diagnostics Solutions. Электронный ресурс. URL: http://www.mitsar-eeг.ru/page.php?id=eeг_2023
- [7] Kottaimalai R, Pallikonda Rajasekaran M, Selvam V, Kannapiran B. EEG Signal Classification using Principal Component Analysis with Neural Network in Brain Computer Interface Applications. IEEE International Conference on Emerging Trends in Computing, Communications and Nanotechnology, 2013.
- [8] Vaibhav Gandhi, Vipul Arora, Laxmidhar Behera, Girijesh Prasad, Damien Coyle, TM McGinnity. EEG denoising with a Recurrent Quantum Neural Network for a Brain-Computer Interface. Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, 2011.
- [9] Yang Banghua, Han Zhijun, Wang Qian, He Liangfei. A new classification method based on KF-SVM in Brain Computer Interfaces. Sixth International Symposium on Computational Intelligence and Design, 2013.
- [10] Atieh Bamdadian, Cutai Guan, Kai Keng Ang, Jianxin Xu. Real Coded GA-Based SVM for Motor Imagery Classification in a Brain-Computer Interface. 9th IEEE International Conference on Control and Automation, 2011.
- [11] William Speier, Corey Arnold, Jessica Lu, Aniket Deshpande, Nader Pouratian. Integrating Language Information With a Hidden Markov Model to Improve Communication Rate in the P300 Speller. IEEE Transactions on Neural Systems and rehabilitation engineering, 2014.
- [12] Ali Ozgur Argunsah, Mujdat Cetin. AR-PCI-HMM Approach for Sensorimotor Task Classification in EEG-based Brain-Computer Interfaces. International conference on pattern recognition, 2010.