

УДК 004.5, 004.93, 612.821.2

Методы пространственной фильтрации в алгоритмах распознавания паттернов электроэнцефалограммы при реализации интерфейса мозг-компьютер

Вятских А.А., студент

*Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,
кафедра «Биомедицинские технические системы»*

Научный руководитель: Самородов А.В., к.т.н., доцент

Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана

bmt-1@bmstu.ru

1. Введение

Интерфейс мозг-компьютер (ИМК, *англ.* brain-computer interface, BCI) – это технология, позволяющая человеку взаимодействовать с техническими устройствами при помощи сигналов управления, формируемых в результате анализа сигналов активности головного мозга оператора. ИМК нашёл своё применение, в первую очередь, в качестве инструмента для коммуникации, реабилитации и восстановления моторики для пациентов с ограниченными возможностями (управление компьютером, инвалидным креслом, протезом) [1], но в настоящее время демонстрирует достаточное развитие для использования и здоровыми пациентами (мониторинг когнитивного состояния, развлечения и игры) [2].

Из доступных методов регистрации активности головного мозга (электроэнцефалография, электрокортикография, магнитоэлектроэнцефалография, функциональная магнито-резонансная томография, спектроскопия в ближней инфракрасной области) для реализации ИМК наиболее часто используется электроэнцефалография (ЭЭГ) ввиду компактности регистрирующего устройства, доступности, неинвазивности и относительно высокой скорости отклика.

Одной из основных задач при реализации ИМК является разработка быстрых и точных алгоритмов распознавания паттернов ЭЭГ, способных адаптироваться под конкретного пользователя. В данной статье приводится сравнение результатов тестирования алгоритмов, использующих некоторые пространственные фильтры в качестве предварительной обработки ЭЭГ, а именно: поверхностный фильтр Лапласа и CSP-фильтр (Common Spatial Pattern).

2. Структура интерфейса мозг-компьютер

Любой ИМК включает в себя 4 блока: регистрация сигнала, обработка сигнала, техническое устройство и операционная среда, или интерфейс, определяющий взаимодействие блоков между собой и с пользователем (рис. 1).

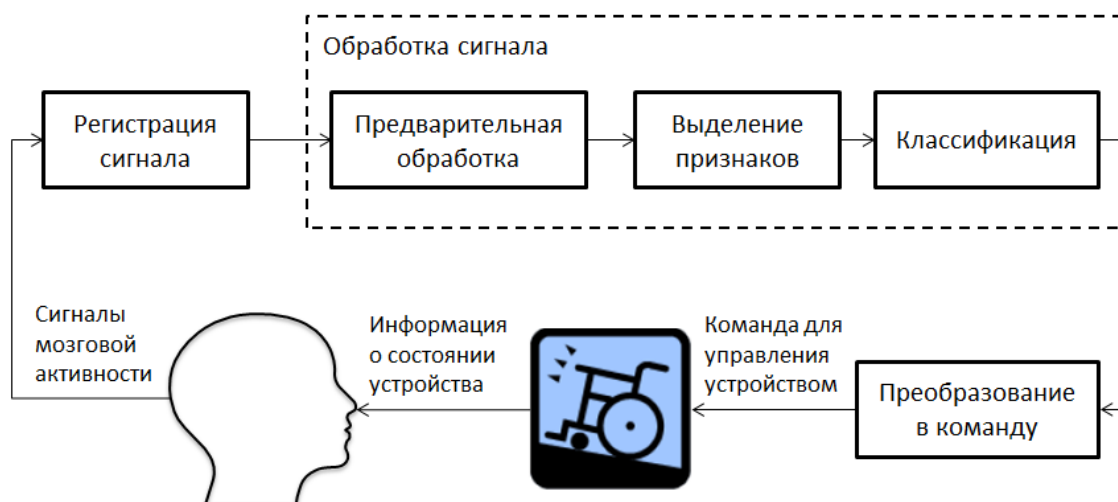


Рис. 1. Схема интерфейса мозг-компьютер

Зарегистрированный сигнал мозговой активности после оцифровки обрабатывается в 3 этапа: предварительная обработка, выделение признаков и классификация. Результаты классификации преобразуются в команду для технического устройства, например, движение инвалидного кресла в выбранном направлении. Информация о результатах управления устройством при этом доступна пользователю, в результате чего информационная петля ИМК замыкается биологической обратной связью.

3. Методы пространственной фильтрации

Одним из классических методов выделения признаков для определения паттернов воображаемой моторики в ЭЭГ является определение мощностей сигналов с определенных каналов в заданной полосе частот.

Идея пространственной фильтрации сигнала ЭЭГ заключается в том, чтобы использовать информацию с нескольких каналов, при этом не увеличивая значительно число выделяемых признаков. Для этого определяется небольшой набор новых сигналов x' , являющихся линейными комбинациями оригинальных каналов x_i :

$$x' = \sum_i w_i x_i = wX$$

Вычисление признаков после этого производится уже для результирующих сигналов.

Одним из наиболее простых пространственных фильтров, используемых в алгоритмах распознавания паттернов ЭЭГ, соответствующих воображаемой моторике, является поверхностный фильтр Лапласа [3]. Например, для электродов C3 и C4, находящихся в области моторной коры, результат обработки поверхностным фильтром Лапласа выглядит следующим образом:

$$C3' = 5C3 - FC3 - C5 - C1 - CP3$$

$$C4' = 5C4 - FC4 - C6 - C2 - CP4$$

Графическая интерпретация данного фильтра и расположение электродов показаны на Рисунке 2.

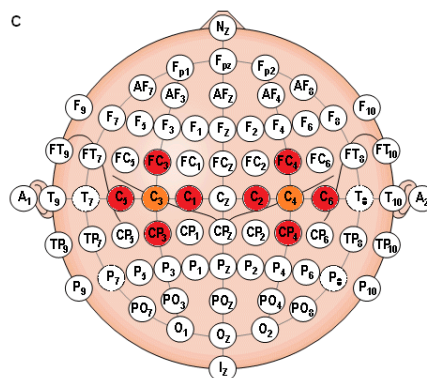


Рис. 2. Поверхностный фильтр Лапласа в применении к ЭЭГ

В отличие от фильтра Лапласа, метод CSP позволяет оптимизировать пространственный фильтр в соответствии с особенностями каждого испытуемого. Целью оптимизации является разработка пары таких пространственных фильтров, что дисперсия сигнала после фильтрации максимальна для одного класса и минимальна для другого, и наоборот [4].

Задачей исследования было установить эффективность использования данных пространственных фильтров в алгоритмах распознавания паттернов ЭЭГ, соответствующих воображаемой моторике.

4. Постановка эксперимента

Тестирование производилось для 3 алгоритмов распознавания соответствующих воображаемой моторике паттернов ЭЭГ, отличающихся используемыми методами пространственной фильтрации (см. Таблицу 1). Сигнал предварительно фильтровался в области бета-частот, в качестве признаков выступали мощности обработанных сигналов в выбранном частотном диапазоне, а классификация велась посредством линейного дискриминантного анализа (ЛДА). Реализация алгоритмов и вычисления производились в среде MATLAB.

Таблица 1

Структура исследуемых алгоритмов

	Предварительная обработка		Выделение признаков	Классификация
	Частотная фильтрация	Пространственная фильтрация		
Алгоритм 1	8-28 Гц	Нет	$\log(\sigma_X')$	ЛДА
Алгоритм 2		Поверхностный фильтр Лапласа		
Алгоритм 3		CSP-фильтр (3 пары)		

В качестве базы данных для проверки эффективности работы алгоритмов была выбрана BCI Competition IV Data Set 1 [5]. Регистрация ЭЭГ производилась для 4 здоровых субъектов, обратная связь отсутствовала. Для каждого испытуемого было выбрано 2 класса воображаемой моторики из 3: левая рука, правая рука, нога или обе ноги.

Калибровочный сигнал: в первых 2 записях испытуемым в качестве визуального стимула показывали на экране стрелку, указывающую влево, вправо или вниз. Сигнал присутствовал на экране 4 с, в течение которых испытуемый воображал движение левой рукой, правой рукой или ногами. Данные стимулы предъявлялись с интервалом в 4 с, в течение которых перед испытуемым был чёрный экран. Число стимулов – 200.

Тестовый сигнал: далее производились 4 записи, которые использовались для оценки эффективности работы алгоритма. Мысленное представление движения испытуемый начинал после мягкого звукового стимула (слова «лево», «право», «ноги») и продолжал в течение 1,5–8,0 с. Испытуемый прекращал выполнение задания после слова

«стоп». Интервалы между стимулами также изменялись и составляли от 1,5 до 8,0 секунд. Число стимулов – 240.

Для каждого испытуемого производилось предварительное обучение алгоритма с использованием калибровочного сигнала. Точность классификации вычислялась по результатам работы алгоритма на тестовом сигнале для следующих задач:

- 2 класса воображаемой моторики;
- 2 класса воображаемой моторики и 1 класс состояния покоя, соответствующего отсутствию стимулов (всего 3 класса).

5. Результаты и выводы

Результаты вычисления точности классификации при работе алгоритмов для выбранной базы представлены в Таблицах 2 и 3.

Таблица 2

Вероятность правильной классификации, 2 класса (50% - случайная классификация)

Метод пространственной фильтрации	Вероятность правильной классификации для испытуемых, %				Вероятность правильной классификации в среднем по испытуемым, %
	a	b	f	g	
Нет	68,9	58,8	58,3	73,8	65,0
Поверхностный фильтр Лапласа	70,0	61,3	60,4	76,7	67,1
CSP-фильтр	74,4	60,0	64,6	86,7	71,4

Таблица 3

Вероятность правильной классификации, 3 класса (33% - случайная классификация)

Метод пространственной фильтрации	Вероятность правильной классификации для испытуемых, %				Вероятность правильной классификации в среднем по испытуемым, %
	a	b	f	g	
Нет	52,1	60,3	50,6	54,8	54,5
Поверхностный фильтр Лапласа	48,2	59,2	51,7	54,4	53,4

CSP-фильтр	53,5	53,4	51,5	56,5	53,7
------------	-------------	------	------	-------------	------

Для задачи распознавания 2 классов очевидно преимущество CSP-фильтра. Данный метод показал лучшую точность классификации для 3 из 4 испытуемых, а для 4-го испытуемого точность классификации выросла более чем на 10 % в сравнении с отсутствием пространственной фильтрации – до 86,7 %. Однако, для реализации асинхронного интерфейса, позволяющего отличать моменты отсутствия формирования команд субъектом, или состояния «покоя», требуется алгоритм, позволяющий распознать этот дополнительный класс.

Результаты работы алгоритма с CSP-фильтрацией при распознавании 3 классов незначительно отличаются от других подходов, а для испытуемого b даже уступает им. При этом в рамках данной задачи алгоритм без поверхностной фильтрации продемонстрировал, как минимум, сходную эффективность.

Таким образом, несмотря на повышение эффективности работы алгоритма с CSP-фильтрацией для 2 классов воображаемой моторики, использование данной парадигмы при реализации асинхронного ИМК, на первый взгляд, не даёт ощутимых преимуществ. Однако, не стоит забывать, что в соревновании BCI Competition IV, в котором действовала использованная для данного исследования база ЭЭГ, первые 5 строчек заняли коллективы, тем или иным образом использовавшие парадигму CSP [7]. Более высокие показатели эффективности могут быть достигнуты при использовании некоторых модификаций, например, адаптивной частотной фильтрации или кластеризации в рамках исследуемых классов.

Список литературы

1. Perrin X. et al. Brain-coupled Interaction for Semi-autonomous Navigation of an Assistive Robot // Robotics and Autonomous Systems. – 2010. – Vol. 58. – P. 1246-1255.
2. Jan B. F. van Erp et al. Brain-Computer Interfaces for Non-Medical Applications: How to Move Forward // Computer -IEEE Computer Society. – 2012. – Vol. 45, No.4. – P. 26-34.
3. McFarland D.J. et al. Spatial filter selection for EEG based communication // Electroenceph. Clin. Neurophysiol. – 1997. - Vol. 103. – P. 386-394.
4. Blankertz B. et al. Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis // IEEE Signal Processing Magazine. – 2008.
5. Blankertz B. et al. The non-invasive Berlin Brain-Computer Interface: Fast acquisition of effective performance in untrained subjects // NeuroImage. – 2007. – Vol. 37, No.2. – P. 539-550.

6. Ramoser et al. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movements // IEEE Trans. On Rehab. Eng. – 2000.
7. Tangermann M. et al. Review of the BCI competition IV // Front. Neurosci. – 2012.