

СПОСОБ МИНИМИЗАЦИИ ОПИСАНИЯ ЭЭГ-ПАТТЕРНОВ МЫСЛЕННЫХ ДВИЖЕНИЙ

© 2012 г. *Д.М. Лазуренко, В.Н. Киров, Е.В. Асланян, О.М. Бахтин, И.Е. Шепелев*
НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана ЮФУ, Ростов-на-Дону, Россия
mityasky@ya.ru

Введение

Одним из направлений, обеспечивающих возможность коммуникации с внешним миром парализованных лиц, является создание систем, известных сегодня как интерфейс мозг-компьютер или Brain-computer interface (BCI). Более того, ряд авторов рассматривают эту технологию как принципиально новый язык общения и канал коммуникации человека с внешней средой посредством сигналов мозга. Наряду с другими электрографическими паттернами, в этих целях в настоящее время используются корковые потенциалы, регистрируемые во время выполнения человеком реальных или мысленных движений [2, 4, 5, 10]. При этом показано, что эффективность BCI систем на основе суммарной ЭЭГ зависит от ряда факторов, важнейшими среди которых являются индивидуальные особенности пользователя, его текущее функциональное состояние и свойства классификатора. Детектирование ЭЭГ-паттернов, связанных с произвольной моторной или идеомоторной деятельностью, осложняется также присутствием в записях различного рода артефактов [8, 9]. Все это побуждает к изысканию способов уменьшения избыточности данных, снижения размерности сигнала без потери и искажения полезной информации для создания эффективных BCI систем, демонстрирующих высокую точность и скорость произвольного управления. Известно, что даже стандартные методы предобработки сигналов, такие как частотная фильтрация или децимация, способны заметно повысить точность существующих классифицирующих алгоритмов [3].

Предметом настоящего исследования стало изучение возможности минимизации описания информативных ЭЭГ признаков, связанных с произвольной идеомоторной деятельностью, комбинацией метода главных компонент (Principal component analysis, PCA) для последующей классификации собственных векторов ковариационной матрицы исходных данных методом канонического дискриминантного анализа (Linear Discriminant Analysis, LDA).

Материалы и методы

В обследовании участвовали 8 человек (4 мужчины и 4 женщины), средний возраст которых составлял 26 ± 2 года. В процессе обследования участники находились

в удобном положении (в кресле), в свето- и звукоизолированной камере. Каждый из них участвовал в обучающей процедуре и двух тестовых обследованиях. Во время обучения обследуемым было предложено произвольно выполнять заданное движение (поднятие предплечья в вертикальной плоскости при покоящемся на подлокотнике кресла локтевом суставе) правой или левой рукой с интервалом 10 с в любой последовательности, но с тем условием, что после реального движения должно было следовать его мысленное (идеомоторное) повторение. После выполнения этого комплекса обследуемому надлежало сигнализировать об окончании работы нажатием на кнопку. В процессе обучения происходила адаптация к условиям обследования, формировался индивидуальный темп выполнения движений. При этом определялись индивидуальные скоростные характеристики обследуемых. Обучение проводилось без регистрации ЭЭГ.

В процессе тестовых обследований все участники сначала выполняли по 30 реальных движения левой или правой рукой в любой последовательности и произвольном темпе с интервалом не менее 6 и не более 10 секунд между очередными движениями (серия Д). Затем обследуемым было предложено выполнять следом за каждым реальным движением аналогичное мысленное движение в течение 2 секунд (серия Д+МД), сигнала об окончании которого не требовалось. Всего выполнялось по 70 циклов (реальное + мысленное движение) как левой, так и правой рукой.

Источником данных для анализа служили безартефактные отрезки ЭЭГ, регистрируемой от 14 стандартных отведений по международной системе «10-20», а именно: f7, f8, f3, f4, c3, c4, p3, p4, o1, o2, t3, t4, t5, t6. Запись ЭЭГ осуществлялась монополярно с референтами, расположенными на мочках ушей. Дополнительно регистрировали электромиограмму (ЭМГ) поверхностных мышц обеих рук, сгибающих предплечье в локтевом суставе (*m. brachioradialis*), и электроокулограмму (горизонтальную и вертикальную, ЭОГ) для удаления артефактов, связанных с движением глаз и морганием. Частота дискретизации сигнала по каждому из каналов регистрации составляла 256 Гц. Энцефалографические сигналы подвергались предварительной обработке полосовым фильтром с полосой пропускания 1-70 Гц и режекторным фильтром 50 Гц. Все обследования проводились с помощью усилителя биопотенциалов «Энцефалан» (11 элитная версия, «Медиком-МТД», г. Таганрог). Статистический анализ проводился при помощи прикладного пакета программ Statistica.

Анализ главных компонент (РСА) использовался для ортогонального преобразования набора наблюдений потенциально коррелирующих переменных во множество значений (ковариационную матрицу) линейно не коррелирующих переменных, называемых главными компонентами. Число главных компонент обычно меньше или равно количеству исходных переменных, а основные компоненты независимы только при условии нормального распределения набора данных. Преобразование выполняется таким образом, что первая главная компонента имеет максимально возможное отклонение (т.е., учитывает большую часть изменчивости в данных, насколько это возможно), а каждый следующий компонент, в свою очередь, имеет самую высокую дисперсию внутри себя, при ограничении, что она будет ортогональна (т.е., не коррелирует) предшествующим компонентам.

Вычисление ковариационной матрицы осуществлялось согласно выражению:

$$C = E[V \otimes V] = E[V \cdot V^*] = \frac{1}{N} \sum V \cdot V^*, \text{ где}$$

C – ковариационная матрица;

E – ожидаемые значения;

V – отклонения от среднего в каждой строке m матрицы данных;

\otimes – выходные значения;

$*$ – сопряженное транспонирование;

N – число столбцов в наборе данных.

Канонический дискриминантный анализ или линейный дискриминант Фишера применялся в качестве линейного классификатора для разделения более двух классов (от 3 до 5) событий на основе анализа собственных значений ковариационной матрицы исходных данных. В случае, когда имеется более двух классов событий, анализ при вычислении дискриминанта может быть расширен с тем, чтобы найти подпространства, т.е., разделить все имеющиеся классы с сохранением максимально низкой дисперсии внутри подпространств. Классическим методом поиска наилучшей дискриминации данных является нахождение такой канонической дискриминантной функции d , которая способна максимизировать отношение межгрупповой вариации к внутригрупповой, а именно:

$$\lambda = B(d) / W(d), \text{ где}$$

B – межгрупповая, W – внутригрупповая матрицы рассеяния наблюдаемых переменных от среднестатистических.

Для определения временных окон для анализа и классификации применялась процедура суперпозиции и обратного усреднения сигналов относительно меток инициации реальных движений. Метки устанавливались offline после фильтрации дополнительных миографических каналов полосовым фильтром (0,1-4 Гц) с условным порогом 10 мкВ, соответствующим началу реального движения. Для анализа были отобраны ЭЭГ-эпохи, связанные с выполнением реальных (ПСД) и мысленных (ПСМД) движений в двух временных окнах: -500 ÷ -150 мс перед выполнением реального движения и +2500 ÷ +4500 мс во время его мысленного воспроизведения. Определение времени, затрачиваемого на выполнение мысленного движения в рамках обучающей процедуры, сводилось к измерению интервала между реальным движением и нажатием на кнопку, сигнализирующим об окончании идеомоторного акта. Данный интервал составлял в среднем 2550 мс (St_Dv -119,254; +119,256). Учитывая феномен последвигательной β -синхронизации, продолжительность которого, по данным ряда авторов [9], составляет до 500 мс, а также время на формирование моторного ответа (не более 300 мс), чистое время, затрачиваемое на выполнение мысленного движения, составляло около 1750 мс (St_Dv -119; +119). Дополнительно были рассчитаны коэффициенты корреляций (КК) между сигналами ЭЭГ и ЭМГ (для правой и левой руки) с тем, чтобы исключить влияния мышечных артефактов. Анализ показал, что величина КК не превышала $\pm 0,16$.

Результаты и обсуждение

Анализ спектральных характеристик ЭЭГ обследуемых, зарегистрированной в состоянии покоя с открытыми и закрытыми глазами до начала и после окончания работы, показал отсутствие значимых различий между ними в частном диапазоне от 1 до 70 Гц. Этот факт указывает на отсутствие сколько-нибудь существенных изменений функционального состояния ЦНС обследуемых в ходе эксперимента.

Метод главных компонент показал, что ортогональное преобразование исходного набора данных приводит к формированию ограниченного числа компонент, достаточного для описания многомерного сигнала. Результаты PCA, как правило, обсуждаются в рамках оценки значимости и чувствительности компонентов (иногда называемых факторами) и нагрузки (веса каждой стандартизированной исходной переменной для получения оценки компонента). В результате анализа было выделено 4 главные компоненты, на 2 из которых приходилось более половины нагрузки (до 60%) значимых собственных векторов (рис. 1).

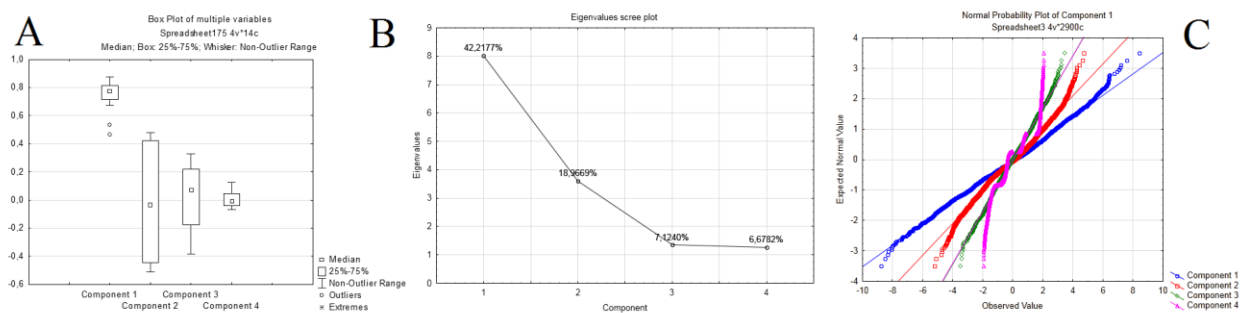


Рис. 1. Графическое изображение результатов анализа главных компонент: А – среднее значение и стандартное отклонение каждого компонента; В – веса компонентов; С – распределение собственных векторов.

Первая главная компонента аккумулировала в себе большую часть изменчивости R^2X в данных (т.е., все максимальные отклонения значений исходных переменных), которая, по-видимому, связана с неспецифическими относительно реализуемой деятельности флуктуациями состояний мозга. Каждый следующий компонент имел максимальную дисперсию внутри себя, ортогональную предыдущему компоненту. При этом, из 4 выделенных компонентов достоверными были только первые три (Таб. 1, Рис. 2).

Таблица 1.

Результат анализа главных компонент для 5 классов событий (реальных, мысленных движений и оперативного покоя)

Principal Components Analysis Summary (Spreadsheet1_(Recovered)_State) Number of components is 4 74,9868% of sum of squares has been explained by all the extracted components.							
Com.	R^2X	Eigenval	Q?	Limit	Q?Cum	Sign.	Iterations
1	0,422177	8,021364	0,361650	0,052958	0,361650	S	8
2	0,189669	3,603710	0,250090	0,055881	0,521294	S	7
3	0,071240	1,353564	0,014406	0,059148	0,528191	S	50
4	0,066782	1,268854	-0,08814	0,062824	0,486602	NS	50

Вторая компонента (фактор) оказалась наиболее чувствительна к внутриполушарным различиям в реализации как реальных движений, так и идеомоторных актов. Она отражала наличие связи работающей конечности с соответствующим контрлатеральным полушарием мозга (Рис. 2.А, 2.В). Третья компонента, с наименьшей нагрузкой среди достоверных факторов (7%), была более чувствительна к межполушарным взаимодействиям симметричных областей мозга и не имела достоверных связей с выполняемой деятельностью (2.С).

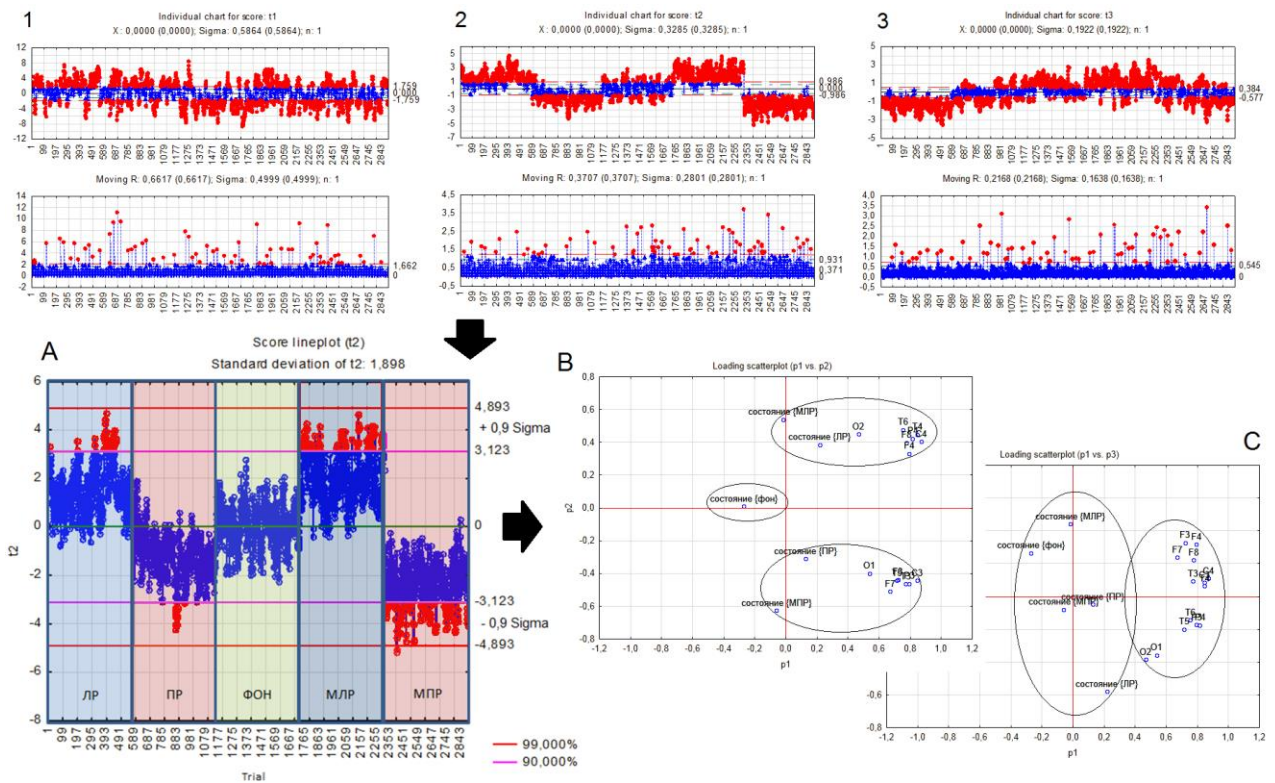


Рис. 2. Графическое изображение результатов декомпозиции исходного сигнала на компоненты 1, 2 и 3. Обозначения: А – компонент/фактор №2; В и С – компонентный состав/чувствительность факторов 2 и 3. ЛР – левая рука, ПР – правая рука, ФОН – оперативный покой, МЛР – мысленно левая рука, МПР – мысленно правая рука.

Структура первой компоненты во многом удовлетворяла требованиям к стохастическим (случайным) процессам, а именно: имела определённую оптимальную амплитуду, при которой проявлялась наиболее сильно (по сравнению с остальными), также сигнал оставался постоянным в течение всего интервала наблюдения. Величина нагрузки первой компоненты существенно превосходила таковую второй (в среднем, в 2,22 раза), а, следовательно, в исходном наборе данных неспецифических относительно контролируемой деятельности изменений ЭЭГ было во столько же раз больше, чем информативного сигнала.

Дискриминантный анализ собственных векторов показал существенное повышение точности классификации наблюдений в условиях уменьшения избыточности данных для 3 и 5 классов событий. Так, применение дискриминанта Фишера после обнаружения уникальных собственных векторов реальных и мысленных движений позволило с высокой вероятностью, приближающейся к 100%, обнаружить подпространство (0 корень дискриминантной функции), относящееся к недейтельному состоянию мозга – оперативному покою (Таб. 2., Рис. 3.С). Кроме того, обнаружены корни (1 и 2) дискриминантных функций (Таб. 2), разделяющие события, связанные с

реальными и мысленными движениями, а также левой и правой руками с вероятностью до 96% (Рис. 3.В, С), что было совершенно не очевидно в условиях определения дискриминантных функций исходных данных (Рис. 3.А).

Таблица 2

Корни дискриминантных функций, примененных к ковариационной матрице собственных векторов

№	Eigenvalue	Canon-R	Wilks' Lam	CSqr.	df	p
0	24,265	0,980	0,016	11947	56	0,000
1	0,868	0,681	0,404	2616	39	0,000
2	0,318	0,491	0,755	810	24	0,000
3	0,004	0,065	0,995	12	11	0,339

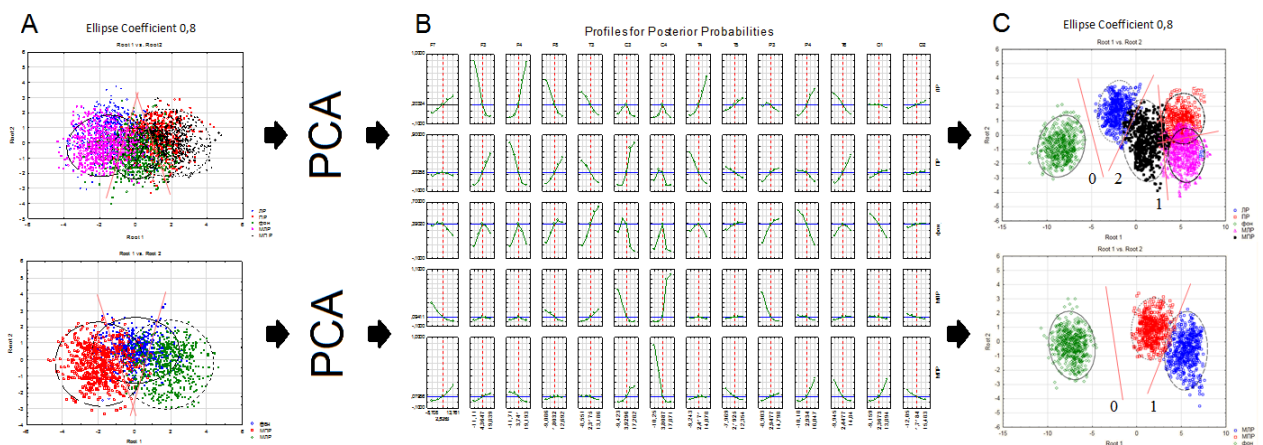


Рис. 3. Результат дискриминации 5 и 3 классов событий (до и после анализа главных компонент) и определение постериорных вероятностей ковариационной матрицы для группы из 8 обследуемых. Обозначения: А – результат дискриминантного анализа исходных данных; В – постериорные вероятности классифицирующей функции; С – результат применения дискриминанта Фишера к ковариационной матрице после анализа главных компонент. Классы: ЛР, ПР, ФОН, МПР, МЛР (см. рис. 2).

Наибольший вклад в классификацию 5 классов событий (реальные, мысленные движения и покой) вносили отведения f3, f4, c3, c4, p4, с коэффициентом R.Sqr, не менее 0,95, а также отведения p3, t3, t4, t5, t6, o1, o2, при $0,8 < R.Sqr < 0,95$. Значимыми отведениями для дискриминации 3 классов (мысленных движений и покоя) оказались c3, c4, p4, t5, t6, o2, t4, при $R.Sqr > 0,95$, и f3, f4, p3, o1, при $0,8 < R.Sqr < 0,95$. Заметим, что пространственное распределение активности мозга обследуемых различалось в процессе реальной и идеомоторной деятельности. В выполнении реальных движений преимущественно участвовали фронтальные (лобные) зоны как критические области для контроля целенаправленного поведения, и моторные представительства работающих конечностей, тогда как в условиях идеомоторной деятельности локусы

активности, сохраняясь в двигательной коре, смещались в теменно-затылочные (ассоциативные) области мозга с доминированием правого полушария. С другой стороны, в литературных источниках нет однозначного мнения о том, насколько различаются потенциалы мозга, регистрируемые в условиях реальной и идеомоторной деятельности, и, в частности, имеются указания [1, 6, 7, 11, 12] на их отсутствие. Существующая неопределенность побуждает к дальнейшему исследованию данной проблемной области.

Таким образом, показано, что:

1. Сложный многомерный ЭЭГ сигнал успешно поддается декомпозиции на независимые компоненты с тем, чтобы повысить точность существующих классифицирующих алгоритмов. Также выявлена возможность описания инвариантных ЭЭГ-паттернов реальных и мысленных движений минимальным набором признаков пространств на основе анализа ковариационной матрицы собственных (уникальных) векторов.

2. Имеют место достоверные различия между ЭЭГ-феноменами, формирующимися в условиях подготовки к выполнению реального движения и во время его мысленного воспроизведения.

3. Собственные векторы пространственно-временных паттернов ЭЭГ, связанные с реальной и идеомоторной деятельностью, могут быть использованы в качестве маркеров для задач классификации, в том числе, в рамках нейросетевого подхода.

Работа выполнена при поддержке гранта РГНФ № 12-06-00034.

Литература:

1. Жаворонкова Л.А. Правши-левши. М.: Наука. 2006. 223 с.
2. Кирой В.Н. и др. Журнал высшей нервной деятельности им.И.П.Павлова, 2010.-N 5. С.525-533.
3. Мигалев А.С., Шишкин С.Л., Осадчий А.Е., Николаев А.А., Ганин И.П., Пупышев А.А., Каплан А.Я. // 2 Международный симпозиум «Интерфейс мозг-компьютер», 16 Международная конференция по нейрокибернетике. Том 2, Ростов-на-Дону, 2012, с. 41-45.
4. Kai J. Miller et al. PNAS. Neuroscience, February 16, (2010), doi:10.1073/ 0913697107.
5. Kobashi N. et. al., European Journal of Neuroscience Volume 35, Issue 9, pages 1513–1521, May 2012
6. Leuthardt E.C., Miller K.J., Schalk G. Neuroscience. 2007. Feb. P. 2424-2432.
7. McFarland D.J., Miner L.A., Vaughan T.M., Wolpaw J.R. // Brain Topogr. 2000a. 3. P.177–186.
8. Mehrdad F., A. Bashashati, R. K. Ward, G. E. Birch // Clin. N., Vol. 118, Is. 3, Mar. 2007, P. 480-494
9. Muller K.R. and Blankertz B. IEEE Signal Proc. Mag., 23: 2006. P. 125–128.
10. Pfurtscheller G. et al Neuroscience. 2010. Apr. vol. 2. P. 3389-3400.
11. Pfurtscheller G. e.a. Brain Res. 2006b. 1071. P.145–152.
12. Waldert S. et al. Journal of Physiology. Paris. Corrected Proof. August 2009, p. 244-254.