
ОБЗОРНЫЕ СТАТЬИ

А. Н. Долецкий, Д. С. Гузенко

Волгоградский медицинский университет,
кафедра нормальной физиологии

ИНТЕРФЕЙС «МОЗГ-КОМПЬЮТЕР»: СОВРЕМЕННЫЙ ЭТАП РАЗВИТИЯ И ПЕРСПЕКТИВЫ

УДК 612.084

В работе приведена общая структура интерфейсов мозг-компьютер, основанных на распознавании типов движений, мысленно представляемых испытуемым. Представлен обзор основных методов, используемых на каждой из стадий обработки сигнала ЭЭГ. Показано, что, несмотря на наличие широкого спектра подходов к количественному анализу ЭЭГ в приложениях ИМК, они не обеспечивают требуемой точности классификации, необходимой для создания систем, удобных для использования в повседневной жизни. Рассмотрены перспективы повышения эффективности методов.

Ключевые слова: интерфейс мозг-компьютер, ЭЭГ.

A. N. Doletskiy, D. S. Guzenko

BRAIN-COMPUTER INTERFACE: CURRENT STAGE OF DEVELOPMENT AND PERSPECTIVES

The paper presents the general structure of the brain-computer interfaces, based on the recognition of motion types, imagined by subjects. A review of the main methods used at each stage of signal processing of EEG has been made. The availability of a wide range of approaches to quantitative EEG analysis in BCI applications has been shown. We have established that the current approaches do not provide the required classification accuracy required for the creation of systems to be conveniently used in everyday life. Prospects for improving the effectiveness of the methods have been considered.

Key words: brain-computer interface, BCI, EEG.

Одним из актуальных направлений прикладной нейрофизиологии является разработка интерфейса «мозг-компьютер» (ИМК, в англоязычной литературе – BCI) – технологии преобразования нейрофизиологических сигналов в адресованные внешнему техническому устройству или компьютеру команды [11]. По мнению некоторых специалистов, по влиянию на развитие цивилизации ИМК может оказаться сопоставима с появлением письменности [8].

Последние годы сопровождаются лавинообразным увеличением количества публикаций, связанных с разработкой и исследованием интерфейса «мозг-компьютер». Так, из зарегистрированных в БД PubMed 6006 публикаций на данную тему около 90 % датированы последним десятилетием. Обилие публикаций по данной проблеме и большое разнообразие используе-

мых методических приёмов затрудняют оценку состояния этой области знаний и выделение подходов, наиболее пригодных для практических целей. Цель настоящего обзора – показать современные возможности и ограничения метода, проанализировать тенденции исследовательской активности.

В настоящее время термин ИМК относят к использованию отражающих деятельность нервной системы параметров для управления внешними или встроенными техническими устройствами (роботы, экзоскелет, протезы, компьютеры). При этом методики отличаются по типу регистрируемого сигнала. К наиболее часто используемым относятся запись биоэлектрической активности головного мозга (электроэнцефалограмма, вызванные потенциалы), движения глаз, мышечный тонус и активность

двигательных нейронов, кровенаполнение головного мозга. Также методы ИМК различаются в зависимости от места наложения регистрирующих датчиков.

Ряд авторов выделяет связанное с имплантацией электродов направление – инвазивный ИМК или iBCI [54, 55]. К несомненным достоинствам данного метода относится высокая эффективность дифференцировки сигналов. Управляющие последовательности корректно распознаются в 80–90 % случаев даже с помощью единичных интракорткальных электродов [58]. Инвазивный ИМК помимо разработки нейропротезов используется для исследования нейрональной пластичности за счёт совместной имплантации микроэлектродов и стволовых клеток [53]. Вместе с тем были выявлены ограничения, присущие всем инвазивным методикам – травматичность, риск инфицирования, этические ограничения [21].

В связи с этим основное количество исследований связано с формированием неинвазивного ИМК. Современные разработки, использующие неинвазивные методики, включают регистрацию биоэлектрической активности и кровенаполнения головного мозга. При этом ключевой проблемой совершенствования ИМК является низкая скорость передачи информации и небольшое число степеней свободы, т. е. количества распознаваемых биоэлектрических сигналов [9].

К перспективному направлению ИМК относится сочетание глазодвигательной активности и регистрации биоэлектрической активности головного мозга [12, 23]. Вместе с тем метод имеет ряд ограничений – удорожание полипараметрической регистрации; трудность дифференцирования произвольной и непроизвольной фиксации взгляда, известная как «проблема царя Мидаса» [20].

Ещё одна группа исследований обеспечивает ИМК с помощью методов ближней инфракрасной спектроскопии (NIRS) и функциональной МРТ (фМРТ) [10, 48, 56]. Использование таких технологий в перспективе позволит пролить свет на глубинные механизмы нейрональной пластичности, лежащей в основе ИМК и нейробиоуправления [19]. Имеются предварительные данные о 70 % эффективности распознавания бинарных ответов (да/нет) у 7 из 17 пациентов с *locked-in* синдромом, обучившихся произвольному увеличению и уменьшению оксигенации кровотока в отдельных зонах коры головного мозга [47]. При этом методы NIRS и фМРТ требуют громоздкого и дорогостоящего оборудования и не могут широко применяться в целях реализации ИМК.

Наибольшую популярность приобрели методы ИМК на основе регистрации биоэлектриче-

ских мозговых процессов с помощью электроэнцефалографии (ЭЭГ) и вызванных потенциалов (ВП). Широкое распространение и активное использование в исследованиях им обеспечила относительно низкая стоимость оборудования (так, стоимость одноканального энцефалографа NeuroSky MindWave составляет около 80\$, 16-канального прибора Emotiv Eroc – около 300 \$). Доступность оборудования привела к тому, что большое количество исследователей по всему миру апробируют различные варианты ИМК на основе ЭЭГ и ВП. При этом зачастую сравнение результатов оказывается затруднительным в связи с отсутствием стандартных подходов к их получению. В работе [26] проведена попытка обобщения основных стадий исследования. Выделяют следующие этапы, включаемые в дизайн ИМК:

- 1) предобработка (фильтрация, удаление артефактов);
- 2) обработка:
 - а) селекция – выделение с помощью различных математических алгоритмов наиболее важных характеристик сигнала;
 - б) редукция – снижение количества информации (уменьшение числа каналов, обрабатываемых параметров);
 - 3) трансляция (перевод отобранных характеристик в логические сигналы, классификация выбранных значений на основе различных методов статистического анализа);
 - 4) постобработка (оценка совокупной эффективности ИМК, удаление наименее значимых параметров, увеличение быстродействия алгоритмов).

На этапе предобработки в связи с частой зашумленностью ЭЭГ сигнала различными артефактами общим подходом является применение алгоритмов фильтрации. В большинстве исследований для удаления артефактов используются полосовые фильтры [6, 32].

Реже встречается использование метода независимых компонент [41]. Несмотря на то, что метод повышает результативность других методов выявления артефактов в среднем на 10 % [42] и может использоваться для постобработки сигналов, эффективность в автоматическом режиме была показана только для удаления окулографических артефактов, поэтому его применение в режиме реального времени затруднено.

Показана роль оптимизации числа используемых для получения ЭЭГ сигнала электродов. Точность классификации сигналов снижается как при увеличении числа электродов с 16 до 118 [36], так и при снижении числа электродов с 16 до 1 [33].

Также к методам преобработки можно отнести регистрацию вызванных потенциалов. Данная методика является усложненным способом регистрации ЭЭГ для увеличения соотношения сигнал-шум, т. е. выделения слабого информативного сигнала. Подход основан на накоплении сигнала путём суммирования нескольких образцов сигналов (проб) одного типа воображаемых или реальных стимулов [34]. С целью увеличения точности классификации в работах используется суммирование сигнала, что приводит к улучшению отношения сигнал/шум, при этом удлиняя время анализа до 4–8 с [9, 30].

В целях выделения на втором этапе ИМК количественных показателей биоэлектрической активности используются различные методы математической обработки – спектральный, кросскорреляционный, дискриминантный анализ, общий пространственный фильтр и поиск главных компонент, вейвлет- и фрактальный анализ [38, 49, 60].

Исторически первым подходом нахождения характерных особенностей сигналов ЭЭГ являлся спектральный анализ [39]. Данный метод позволяет обнаружить общие паттерны как при реализации движений, так и при мысленном их представлении, которые выражаются генерализованной десинхронизацией [22] либо значительным снижением амплитуды, индекса и спектральной мощности сенсомоторного мю-ритма [40, 44, 46]. Недостатком является необходимость наличия стабильно определяемого ритма, что нехарактерно для людей с поражениями ЦНС, имеющими наибольшую потребность в освоении метода ВСІ [26, 29].

Большое количество математических методов, таких как авторегрессионный анализ, частотная нормализация, выделение общего референта, локальное усреднение данных использовались в единичных работах [26]. Вероятно, это связано с отсутствием принципиально новой информации в результатах работы данных методов, что при исходно невысоком качестве ЭЭГ сигналов приводит к низкой эффективности ИМК. Так, в работе [40] показана высокая чувствительность авторегрессионных методов к артефактам при средней точности определения одного из двух мысленных движений 60–80 %.

В последнее десятилетие активно ведутся исследования по использованию нелинейных методов обработки данных. Одним из популярных вариантов является применение вейвлет преобразования и фрактального анализа. Эти методики уже нашли своё применение для выявления патологических паттернов ЭЭГ [1, 5, 14]. К преимуществам методов стоит отнести

высокую скорость, возможность проведения анализа в режиме реального времени [31]. Единичные работы, сравнивающие эффективность разных методов выделения характерных признаков ЭЭГ сигнала, отмечают большую эффективность метода расчёта энтропии (фрактального анализа) по сравнению с методами авторегрессии и общего пространственного фильтра [17]. Совместное использование фрактального анализа с методами дискриминантного анализа при создании ВСІ позволяет достичь точности классификации около 81 % [57], а вейвлет-преобразования – до 89 % [25]. Однако большинство исследований эффективности данных алгоритмов сосредоточено на оценке распознавания мысленных движений конечностей [36, 60, 61], не рассматривая успешность выявления других видов мозговой деятельности.

Пространственная фильтрация многоканального ЭЭГ сигнала (общий пространственный фильтр, англ. *Common Spatial Pattern Filter*) является часто используемой методикой в разработке ИМК. Характерные признаки сигнала формируются из значений дисперсии результатов фильтрации в различных каналах регистрации. Метод относительно прост в реализации и не требует длительных эпох накопления данных, что позволяет использовать его в режиме реального времени. Об эффективности метода косвенно свидетельствует тот факт, что все победители соревнования «BCI Competition IV» использовали его на этапе выделения сигналов [52]. Также пространственная фильтрация позволяет использовать нейрофизиологические знания для повышения значимости сигналов, полученных с проекций моторных и сенсорных областей коры больших полушарий [37]. Однако метод требует дополнительной преднастройки, поскольку границы частотных диапазонов фильтрации необходимо задавать заранее [16]. К недостаткам метода относят максимальную эффективность при дифференцировании заранее определённого числа состояний (оптимально – всего двух) [35, 50].

На следующем этапе ИМК происходит классификация полученных признаков с использованием искусственных нейронных сетей, байесовского классификатора, дискриминантного анализа, метода опорных векторов, кластерного метода, генетических алгоритмов и т. д. [18].

Искусственные нейронные сети основаны на принципах нелинейной, распределенной, параллельной и локальной обработки данных и адаптации [9, 26, 43]. Как правило, в управлении с помощью ИМК используются типы нейронных сетей, предполагающие наличие преднастройки (обучение с учителем). При этом для корректной работы классификатора

важную роль играет число нейронов в скрытом слое. Использование кластеризующих растущих нейросетей (нейронный комитет) позволяет достичь точности классификации порядка 70–75 % [9]. Ещё большая эффективность (до 83 %) заявлена для варианта анализа «классификация один против всех», при котором преднастройка алгоритма ведётся не для всех испытуемых одновременно, а для конкретного пользователя [4]. К недостаткам нейронных сетей относится зависимость эффективности распознавания образов от начальных установок (число слоёв, количество нейронов); сложность понимания процесса получения результата и необходимость индивидуальной настройки; неэффективность использования в оценке динамических процессов [3, 51, 25].

Генетические алгоритмы (ГА) используются как изолированно, так и совместно с искусственными нейронными сетями для повышения их адаптивности. При этом оценка их эффективности неоднозначна, точность классификации по разным данным варьирует от 52,4 [24] до 83 % [16]. Данные различия могут быть связаны с эвристическим характером анализа, используемым ГА [26].

Линейные классификаторы, как правило, более надёжны, что проявляется в большей согласованности результатов разных авторов [32, 45]. К подобным классификаторам относят, в частности, широко используемые в дизайне ИМК методы линейного дискриминантного анализа и главных компонент. Методы обеспечивают стабильность полученных результатов, сохранение тех характеристик данных, которые в наибольшей степени способствуют дисперсии значений [28, 60].

В связи с большим количеством существующих математических методов обработки сигналов ЭЭГ при управлении ИМК неоднократно проводилось сравнение различных алгоритмов и их комбинаций. Наиболее известной является серия соревнований BCI Competitions I–IV [52]. Их особенностью является сравнение эффективности на нескольких наборах обезличенных данных, включающих записи ЭЭГ в покое, при реальных и мысленных движениях рук и ног, записи псевдо-ЭЭГ, магнитоэнцефалограмм и электрокортикограмм. При этом обнаружилась сравнимая эффективность большинства используемых в настоящее время методик анализа ЭЭГ для разработки интерфейса «мозг-компьютер» [18]. Данные, предлагавшиеся в рамках серии BCI Competitions, до настоящего времени используются для оценки эффективности новых алгоритмов [36]. Вместе с тем последние годы важное значение приобретает оценка интегральной успешности распознава-

ния ментальных команд, в том числе в группах лиц с неврологическими нарушениями [25]. При этом эффективность ИМК во многих исследованиях оставляет желать лучшего. Так, средняя точность классификации мысленных движений у здоровых лиц составляла 50–75 % [15, 17], 19 % испытуемых так и не смогли освоить мысленное управление [43]. При обучении лиц с постинсультным гемипарезом эффективность мысленного управления составляла всего 55–63 % [7, 13]. Следует отметить, что в данных исследованиях отмечалась не связанная с успешностью освоения ИМК улучшение движений паретичной руки, что позволило рекомендовать метод в качестве нейрореабилитации. Вместе с тем предложенное С. Frantzig с соавт. использование в качестве команд четырёх эмоциональных состояний привело к повышению точности распознавания команд до 81 % [58].

Применение когерентного накопления ответов при использовании вызванных потенциалов P300 способно улучшить точность распознавания мысленных сигналов до 91 % при выделении 2 команд и скорости поступления сигналов всего 19 бит в минуту [49]. Использование гибридных интерфейсов способно обеспечить скорость мысленного набора текста на компьютере до 20 символов в минуту и более [27, 48]. Так, в работе С. Л. Шишкина с соавт. интерфейс «глаз-мозг-компьютер» обеспечил скорость ввода символов около 20 в мин. при средней точности распознавания 91 %, что сопоставимо с инвазивными разработками [12]. Однако на настоящий момент время отклика составляет 2 с, результаты ограничены выборкой из 4 здоровых добровольцев, у одного из которых частота составляла 17 %. Следовательно, даже комбинированный подход не обеспечивает повторяемости результатов.

Таким образом, анализ литературы показал, что большинство исследователей сосредоточено на создании как можно более точных алгоритмов анализа ЭЭГ. Однако небольшие различия между эффективностью различных методов анализа и снижение успешности освоения интерфейса в реальных условиях привели к тому, что на необходимость индивидуального подхода последние годы стали обращать активное внимание [2, 3, 44]. Имеются общие рекомендации использовать игровое, мультимодальное представление работы алгоритмов, объяснять обучающемуся его цели и задачи [44], однако их использование затруднено вследствие недостаточной специфичности [43].

Все вышеперечисленное даёт основания предположить, что на разработку ИМК, возможно, следует взглянуть с другой стороны. Параметры лучших индивидуальных результатов мо-

гут быть положены в основу тренировки для «закрепления» воспроизводимости результатов моторного воображения испытуемым, и использованы в качестве нейротренажеров, совмещающих функции ИМК и нейробиоуправления [3, 19]. Ещё больших результатов можно достичь, используя для ИМК не только воображаемое движение, но и значительно выраженные особенности биоэлектрической активности мозга, связанные с когнитивной нагрузкой и изменением эмоциональных состояний.

ЛИТЕРАТУРА

1. Антипов, О. И. Показатель Херста биоэлектрических сигналов / О. И. Антипов, М. Ю. Нагорная // Инфокоммуникационные технологии. – 2011. – № 1. – С. 75–77.
2. Бусыгин, А. Е. Проблематика применения интерфейса «мозг-компьютер» / А. Е. Бусыгин, А. Н. Долещкий // Материалы XXII съезда физиологического общества имени И. П. Павлова. – 2013. – С. 85.
3. Владимирский, Б. М. Пути создания интерфейса «Мозг-компьютер» для людей / Б. М. Владимирский, В. Н. Кирой, А. А. Скоморохов // Известия Южного федерального университета. Технические науки. – 2008. – № 6. – С. 210–212.
4. Выявление индивидуальных особенностей произвольной моторной активности человека при управлении манипулятором по интерфейсу мозг-компьютер / Я. А. Туровский [и др.] // Вестник Тамбовского государственного технического университета. – 2013. – Т. 19, № 3. – С. 537–543.
5. Голуб, В. А. Выявление патологических паттернов ЭЭГ с помощью вейвлет-преобразования / В. А. Голуб, И. Н. Козлова, Н. П. Сереженко // Вестник ВГУ, Серия Системный анализ и информационные технологии. – 2007. – № 2. – С. 61–64.
6. Гончаров, С. М. Идентификация пользователей на основе электроэнцефалографии с использованием технологий «Интерфейс мозг-компьютер» / С. М. Гончаров, М. С. Вишняков // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. – 2012. – № 1–2. – С. 166–170.
7. Интерфейс Мозг-Компьютер: первый опыт клинического применения в России / О. А. Мокиенко [и др.] // Физиология человека. – 2016. – Т. 42, № 1. – С. 31–39.
8. Кирой В. Н. Интерфейс мозг – компьютер (история, современное состояние, перспективы) / В. Н. Кирой. – Ростов н/Д: ЮФУ, 2011. – 240 с.
9. Классификация электроэнцефалографических паттернов воображаемых движений пальцами руки для разработки интерфейса мозг-компьютер / Л. А. Станкевич [и др.] // Труды СПИИРАН. – 2015. – Т. 3, № 40. – С. 163–182.
10. Левицкая, О. С. Интерфейс мозг-компьютер: будущее в настоящем / О. С. Левицкая, М. А. Лебедев // Вестник РГМУ. – 2016. – Т. 2. – С. 4–16.
11. Мокиенко, О. А. Интерфейс мозг-компьютер как новая технология нейрореабилитации / О. А. Мокиенко, Л. А. Черникова, А. А. Фролов // Анналы клинической и экспериментальной неврологии. – 2011. – № 3. – С. 46–52.
12. На пути к высокоскоростным интерфейсам глаз-мозг-компьютер: сочетание «одностимульной» парадигмы и перевода взгляда / С. Л. Шишкин [и др.] // Вестник Московского университета. Серия 14 Психология. – 2013. – № 4. – С. 4–19.
13. Основанный на воображении движения интерфейс мозг – компьютер в реабилитации пациентов с гемипарезом / О. А. Мокиенко [и др.] // Бюллетень сибирской медицины. – 2013. – Т. 12, № 2. – С. 30–35.
14. Павлов, А. Н. Мультифрактальный анализ сигналов на основе вейвлет-преобразования / А. Н. Павлов, В. С. Анищенко // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Физика. – 2007. – Т. 7, № 1. – С. 3–25.
15. Применение комплекса «интерфейс «мозг-компьютер» и экзоскелет» и техники воображения движения для реабилитации после инсульта / С. В. Котов [и др.] // Альманах Клинической Медицины. – 2015. – № 39. – С. 15–21.
16. Сотников П. И. Выбор оптимальных частотных диапазонов сигнала электроэнцефалограммы в интерфейсе мозг-компьютер / П. И. Сотников // Наука и образование. – 2015. – № 6. – С. 217–234.
17. Сотников П. И. Выделение характерных признаков сигнала электроэнцефалограммы с помощью анализа энтропии / П. И. Сотников // Наука и образование. – 2014. – № 11. – С. 555–570.
18. Сотников П. И. Обзор методов обработки сигнала электроэнцефалограммы в интерфейсах мозг – компьютер / П. И. Сотников // Инженерный вестник. – 2014. – № 10. – С. 612–632.
19. Технологии «интерфейс мозг-компьютер» и нейробиоуправление: современное состояние, проблемы и возможности клинического применения (обзор) / А. И. Федотчев [и др.] // Современные технологии в медицине. – 2017. – Т. 9, № 1. – С. 175–184.
20. Улучшение работы интерфейса глаз-мозг-компьютер при использовании частотных компонентов электроэнцефалограммы / С. Л. Шишкин [и др.] // Вестник РГМУ. – 2016. – № 2. – С. 39–44.
21. Экспериментально-теоретические основания и практические реализации технологии «Интерфейс мозг – компьютер» / А. Я. Каплан [и др.] // Бюллетень сибирской медицины. – 2013. – Т. 12, № 2. – С. 21–29.
22. Электрографические корреляты реальных и мысленных движений: спектральный анализ / В. Н. Кирой [и др.] // Журнал высшей нервной деятельности им. И. П. Павлова. – 2010. – Т. 60, № 5. – С. 525–533.
23. A brain controlled wheelchair to navigate in familiar environments / B. Rebsamen [et al.] // IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng. – 2010. – Vol. 18, № 6. – P. 590–598.
24. A Generalizable Brain-Computer Interface (BCI) Using Machine Learning for Feature Discovery / E. S. Nurse [et al.] // PLoS One. – 2015. – Vol. 10, № 6. – P. 1–22.
25. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces / F. Lot [et al.] // J. Neural Eng. – 2007. – Vol. 4, № 2. – P. 1–13.
26. A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals / Bashasha, A. [et al.] // J. Neural Eng. – 2007. – Vol. 4, № 2. – P. 32–57.

27. *A systematic review of hybrid brain-computer interfaces: Taxonomy and usability perspectives* / I. Choi [et al.] // PLoS One. – 2017. – Vol. 12, № 4. – P. e0176674.
28. *Aberg, M. C. J. Evolutionary optimization of classifiers and features for single-trial EEG Discrimination* / M. C. Aberg, J. Wessberg // Biomed. Eng. Online. – BioMed Central. – 2007. – Vol. 6, № 32. – P. 1–8.
29. *Assessing motor imagery in brain-computer interface training: Psychological and neurophysiological correlates* / A. Vasilyev [et al.] // Neuropsychologia. – 2017. – Vol. 97. – P. 56–65.
30. *Bamdad, M. Application of BCI systems in neurorehabilitation: a scoping review* / M. Bamdad, H. Zarshenas, M. A. Auais // Disabil. Rehabil. Assist. Technol. – 2015. – Vol. 10, № 5. – P. 355–364.
31. *Boostani, R. A new approach in the BCI research based on fractal dimension as feature and Ada-boost as classifier* / R. Boostani, M. H. Moradi // J. Neural Eng. – 2004. – Vol. 1, № 4. – P. 212–217.
32. *Clinical application of an EEG-based brain-computer interface: a case study in a patient with severe motor impairment* / C. Neuper [et al.] // Clin. Neurophysiol. – 2003. – Vol. 114, № 3. – P. 399–409.
33. *Cognitive Load measurement – A comparative study using Low cost Commercial EEG devices* / R. Das [et al.] // 3rd International Conf. Adv. Comput. Commun. Informatics. – 2014. – P. 1188–1194.
34. *Durka P. J. From wavelet to adaptive approximations: time-frequency parametrization of EEG* / P. J. Durka // Biomed. Eng. Online. – 2003. – Vol. 2. – P. 30.
35. *EEGLAB, SIFT, NFW, BCILAB, and ERICA: new tools for advanced EEG processing* / A. Delorme [et al.] // Computational intelligence and neuroscience. – 2011. – Vol. 2011. – P. 130714.
36. *Enhanced inter-subject brain computer interface with associative sensorimotor oscillations* / S. Saha [et al.] // Healthc. Technol. Lett. – 2017. – Vol. 4, № 1. – P. 39–43.
37. *Exploiting Prior Neurophysiological Knowledge to Improve Brain Computer Interface Performance* / A. Ewald [et al.] // 17th International Conference on Biomagnetism Advances in Biomagnetism – Biomag 2010. – Berlin: Heidelberg. – 2010. – P. 370–373.
38. *Feature Selection and Blind Source Separation in an EEG-Based Brain-Computer Interface* / D. A. Peterson [et al.] // EURASIP J. Adv. Signal Process. – 2005. – Vol. 2005, № 19. – P. 3128–3140.
39. *Hammond D. C. The need for individualization in neurofeedback: heterogeneity in QEEG patterns associated with diagnoses and symptoms* / D. C. Hammond // Appl. Psychophysiol. Biofeedback. – 2010. – Vol. 35, № 1. – P. 31–36.
40. *How many people are able to operate an EEG-based brain-computer interface (BCI)?* / C. Guger [et al.] // IEEE Trans. neural Syst. Rehabil. Eng. – 2003. – Vol. 11, № 2. – P. 145–147.
41. *Hsu W.-Y. Continuous EEG signal analysis for asynchronous BCI application* / W.-Y. Hsu // Int. J. Neural SysVol. – 2011. – Vol. 21, № 4. – P. 335–350.
42. *Improved rejection of artifact from EEG data using high-order statistics and independent component analysis* / A. Delorme [et al.] // Neuroimage. – 2007. – Vol. 34, № 2015. – P. 1443–1449.
43. *Jeunet, C. Why standard brain-computer interface (BCI) training protocols should be changed: an experimental study* / C. Jeunet, E. Jahanpour, F. Lotte // J. Neural Eng. – 2016. – Vol. 13, № 3. – P. 36024.
44. *Lotte, F. Flaws in current human training protocols for spontaneous Brain-Computer Interfaces: lessons learned from instructional design* / F. Lotte, F. Larrue, C. Mühl // Front. Hum. Neurosci. – 2013. – Vol. 7, № 568. – P. 1–11.
45. *Machine-Learning-Based Coadaptive Calibration for Brain-Computer Interfaces* / C. Vidaurre [et al.] // Neural Comput. – 2010. – Vol. 23, № 3. – P. 791–816.
46. *McFarland, D. J. Brain-computer interface signal processing at the Wadsworth Center: mu and sensorimotor beta rhythms* / D. J. McFarland, D. J. Krusienski, J. R. Wolpaw // Event-Related Dyn. Brain Oscil. / Ed. C. N. Klimesch and W. Elsevier. – 2006. – № 159. – P. 411–419.
47. *Murguialday A. R. Afferent effect on brain computer interfaces: an experimental analysis* / Murguialday A. R. // San Sebastian, 2011. – 102 p.
48. *Pfurtscheller G. The hybrid BCI* / Pfurtscheller G. // Front. Neurosci. – 2010. – Vol. 4, № 30.
49. *Pires, G. Statistical spatial filtering for a P300-based BCI: tests in able-bodied, and patients with cerebral palsy and amyotrophic lateral sclerosis* / G. Pires, U. Nunes, M. Castelo-Branco // J. Neurosci. Methods. – 2011. – Vol. 195, № 2. – P. 270–281.
50. *Probabilistic Common Spatial Patterns for Multi-channel EEG Analysis* / W. Wu [et al.] // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2015. – Vol. 37, № 3. – P. 639–653.
51. *Quantum neural network-based EEG filtering for a brain-computer interface* / V. Gandhi [et al.] // IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst. – 2014. – Vol. 25, № 2. – P. 278–288.
52. *Review of the BCI Competition IV* / M. Tangermann [et al.] // Front. Neurosci. – 2012. – № 6. – P. 55.
53. *Rutten W. L. C. Selective Electrical Interfaces with the Nervous System* / W. L. C. Rutten // Annu. Rev. Biomed. Eng. – 2002. – Vol. 4, № 1. – P. 407–452.
54. *Schwartz A. B. Cortical neural prosthetics* / A. B. Schwartz // Annu. Rev. Neurosci. – 2004. – Vol. 27, № 1. – P. 487–507.
55. *Sensors and Decoding for Intracortical Brain Computer Interfaces* / M. L. Homer [et al.] // Annu. Rev. Biomed. Eng. – 2013. – Vol. 15, № 1. – P. 383–405.
56. *Sitaram, R. Hemodynamic brain-computer interfaces for communication and rehabilitation* / R. Sitaram, A. Caria, N. Birbaumer // Neural Networks. – 2009. – Vol. 22, № 9. – P. 1320–1328.
57. *Thulasidas, M. Robust classification of EEG signal for brain-computer interface* / M. Thulasidas, C. Guan, J. Wu // IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng. – 2006. – Vol. 14, № 1. – P. 24–29.
58. *Toward a minimally invasive brain-computer interface using a single subdural channel: A visual speller study* / D. Zhang [et al.] // Neuroimage. – 2013. – Vol. 71. – P. 30–41.
59. *Toward emotion aware computing: an integrated approach using multichannel neurophysiological recordings and affective visual stimuli* / C. A. Frantzidis [et al.] // IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed. – 2010. – Vol. 14, № 3. – P. 589–597.
60. *Yang, B. Adaptive subject-based feature extraction in brain-computer interfaces using wavelet packet best basis decomposition* / B. Yang, G. Yan // Med. Eng. Phys. – 2007. – Vol. 29, № 1. – P. 48–53.
61. *Yang, R. Feature Extraction of Motor Imagery Eeg Based on Wavelet Transform and Higher-Order Statistics* / R. Yang, A. Song, B. Xu // Int. J. Wavelets, Multiresolution Inf. Process. – 2010. – Vol. 8, № 3. – P. 373–384.