

# СИСТЕМЫ ИНТЕРФЕЙСА МОЗГ—КОМПЬЮТЕР НА ОСНОВЕ ЭЭГ

## EEG-BASED BRAIN-COMPUTER INTERFACE SYSTEMS

*Al-Duhaidahawi Murtadha Ahmed Luti  
Yu. Tomashevskiy*

*Summary:* Brain-computer interfaces (BCIs) can recognize patterns of mental activity using various computer algorithms to control external devices. The electroencephalogram (EEG) is the most commonly used for BCI due to its convenience. Therefore, more and more BCIs have been developed for people with disabilities suffering from a stroke or spinal cord injury. We present general BCI models, signal processing approaches, and feature delineation. We then look at the various combined modes of composite BCIs and look at the design of synchronous/asynchronous BCIs. We will also discuss general methods of control.

*Keywords:* Brain-computer interface, electroencephalogram, support vector machine, error matrix, bionics.

**Аль-Духейдахави Муртадха Ахмед Лутти**

Аспирант, Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.  
Murtazalute7@gmail.com

**Томашевский Юлий Болеславович**

Доктор технических наук, профессор,  
Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.  
tomash@sstu.ru

*Аннотация.* Мозго-компьютерные интерфейсы (BCI) могут распознавать модель умственной деятельности при помощи различных компьютерных алгоритмов с целью управления внешними устройствами. Электроэнцефалограмма (ЭЭГ) является наиболее часто используемой для ИМК благодаря ее удобству. Поэтому все больше BCI стали разрабатываться для людей с ограниченными возможностями, страдающих от инсульта или же травмы спинного мозга. Мы представляем общие модели BCI, подходы обработки сигналов и разграничения особенностей. Затем мы рассмотрим разнообразные комбинированные режимы составных BCI и рассмотрим устройство синхронных/асинхронных BCI. Также обсудим общие способы управления.

*Ключевые слова:* интерфейс «мозг—компьютер», электроэнцефалограмма, метод опорных векторов, матрица ошибок, bionics.

Электроэнцефалограмма (ЭЭГ) — один из наиболее распространенных подходов, используемых в системах интерфейса мозг-компьютер (BCI). Система BCI на основе ЭЭГ может восстановить нервно-мышечный аппарат с помощью внешнего устройства. Импульсы мозга, регистрируемые электродом, помещенным на кожу головы, преобразуются в команды для управления роботизированной рукой, экзоскелетом, инвалидной коляской или другим роботом. В ИМК на основе ЭЭГ существует множество парадигм, таких как образы движений (ИМ), основанные на связанной с событием десинхронизации/синхронизации (ERD/ERS), именуемые сенсомоторными ритмами (SMR), образы ощущений, основанные на соматосенсорные, потенциалы ориентации внимания (SAO), стационарные зрительные вызванные потенциалы (SSVEP), стационарные соматосенсорные вызванные потенциалы (SSSEP), потенциалы P300 и медленные корковые потенциалы (SCP).

Эта статья организована следующим образом: в разделе 2 рассматриваются методы обработки сигналов ЭЭГ. В разделе 3 рассматривается конструкция гибридных BCI. Затем в разделе 4 описываются синхронные и асинхронные системы. Наконец, в разделе 5 описывается метод совместного управления.

Существует несколько популярных парадигм ЭЭГ для разработки BCI. В данной статье рассмотрены алго-

ритмы обработки сигналов для трех распространенных парадигм, включая MI, SSVEP и P300. Парадигма ИМ, рассматриваемая как спонтанная ЭЭГ, основана на изменении ритмической активности при ЭРД/ЭРС. Испытуемые обычно представляют движение правой или левой руки в соответствии с двухмерным курсором на экране. Затем паттерны ЭЭГ могут быть распознаны алгоритмом обработки сигналов. В парадигме SSVEP BCI частотный спектр ЭЭГ относится к частоте мерцающего стимула, на котором фокусируется субъект. SSVEP — это ЭЭГ с вызванным ответом, преимуществом которого является отсутствие необходимости в обучении и высокая точность классификации паттернов. Вызванные потенциалы P300 возникают примерно через 300 мс после намерения на какой-либо менее вероятный стимул, такой как нечастые слуховые, визуальные, или соматосенсорных раздражителей. Типичная парадигма P300 обычно включает матрицу букв, цифр или других символов, или команд.

Чтобы получить высокую точность классификации, необработанные сигналы ЭЭГ должны быть предварительно обработаны перед выделением признаков из-за низкого отношения сигнал/шум.

1. Выбор канала. Для ИМК на основе ИМ некоторые каналы дискретизации ЭЭГ тесно связаны с сенсомоторными ритмами, такими как CP6, CP4, CP2, C6, C4, C2, FC6, FC4, FC2, CPZ, CZ, FCZ, CP1, CP3, CP5, C1, C3, C5, ФК1, ФК3 и ФК5. Удаление несвязанных

каналов может улучшить извлечение пространственных признаков. SSVEP и P300 связаны со зрительной корой, поэтому можно выбрать соответствующие каналы, такие как P7, PO7, O1, Oz, O2, PO8 и P8.

2. Настройка временного окна. Для более точного распознавания картины ЭЭГ необходимо вырезать соответствующую длину сигнального сегмента в соответствии с задачами мыслительной деятельности.
3. Удаление артефактов. Артефакты — это нежелательные сигналы, которые могут снизить эффективность ИМК на основе ЭЭГ, включая электроокулографию (ЭОГ), электромиографию (ЭМГ), электрокардиографию (ЭКГ) и технические артефакты, такие как шумы в линиях электропередач. Линейная фильтрация является распространенным методом удаления артефактов, поскольку чаще всего используются частотные диапазоны ЭЭГ, называемые дельта ( $\delta$ ), тета ( $\theta$ ), альфа ( $\alpha$ ), бета ( $\beta$ ) и гамма ( $\gamma$ ), концентрирующие диапазон от 4 Гц до 30 Гц.

Особенности описывают сходство и различие сигналов ЭЭГ, чтобы определять их разные модели. Они могут быть извлечены во временном, пространственном или частотном пространстве спектра.

Спектральная оценка компонентов авторегрессии (AR) является распространенным методом моделирования обработки сигналов. Его можно рассматривать как линейный инвариантный во времени фильтр. Коэффициенты фильтра являются признаками сигнала. Крузенский и др. применили алгоритм AR для распознавания образов MI-BCI. Затем Ван и др. предложили многофакторный адаптивный метод AR (MVAAR) для классификации ИМ.

Алгоритм общего пространственного паттерна (CSP) был разработан как пространственный фильтр, который мог различать многоканальные сигналы ЭЭГ, выделяя различия и сводя к минимуму сходства. Эксперименты показали, что CSP имеет лучшую производительность, чем другие алгоритмы, в аспекте пространственного разрешения. Поэтому многие методы расширения, улучшающие исходный метод CSP, были предложены путем объединения других пространственно-спектральных характеристик, таких как общий пространственно-спектральный шаблон (CSSP), общий разреженный спектрально-пространственный шаблон (CSSSP), общий пространственный шаблон поддиапазона (SBCSP), общий пространственный шаблон банка фильтров (FBCSP), общий пространственный шаблон вейвлета (WCSP) и разделяемые общие пространственно-спектральные шаблоны (SCSSP). Эти улучшенные алгоритмы в некоторой степени обеспечивают лучшую точность классификации, чем оригинальный CSP.

Для извлечения признаков SSVEP в основном необходимо найти особую частоту ответа ЭЭГ. Анализ спектральной плотности мощности (PSDA) — это традиционный метод определения частоты SSVEP в определенном временном окне с использованием оценки спектра на основе быстрого преобразования Фурье (FFT). Однако на PSDA легко влияет шум. Таким образом, предлагаются некоторые более совершенные алгоритмы.

Лин и др. впервые применили канонический корреляционный анализ (CCA) для распознавания частоты SSVEP. Экспериментальные результаты показали, что метод ОКА позволяет найти максимальный коэффициент корреляции, который принимается за частоту ССВЭП между эталонным и тестовым сигналами. По сравнению с PSDA, CCA показал лучшую производительность. Затем было предложено множество улучшенных методов для повышения точности распознавания ОСА.

Особенность P300 заключается в том, что вызванные потенциалы возникают примерно через 300 мс после события. Ривет и др. предложили алгоритм xDawn для определения подпространства P300 и разработали пространственный фильтр для обнаружения P300.

Гибридный BCI обычно объединяет различные типы BCI в последовательном или параллельном режиме в зависимости от их преимуществ. Их основная цель — повысить точность распознавания образов. Однако не все комбинации эффективны и выполнимы. Кроме того, в гибридном BCI BCI на основе ЭЭГ может сочетать другие типы BCI, такие как магнитоэнцефалограмма (МЭГ), электрокортикограмма (ЭКОГ), функциональная магнитно-резонансная томография (фМРТ) и спектроскопия ближнего инфракрасного диапазона (NIRS). Иногда ИМК на основе ЭЭГ может сочетать системы, не основанные на ИМК, такие как электромиограмма (ЭМГ), электроокулография (ЭОГ).

Гибридный BCI сочетает в себе парадигмы MI и SSVEP EEG для улучшения применения BCI. Чжан и др. представили серию гибридных ИМК на основе ЭЭГ для захвата роботом. SSVEP был обнаружен для выбора цели, а MI использовался для управления направлением движения. Эллисон и др. предложили новую параллельную комбинацию задач ERD и SSVEP для получения более точных результатов, чем у обычных BCI. Испытуемые одновременно представляли движение левой или правой руки и фокусировались на одном из двух колеблющихся зрительных стимулов. Результаты показали, что гибридное состояние обеспечивает самую высокую точность классификации (81,0%), за которой следуют SSVEP (76,9%) и ERD (74,8%). Кроме того, гибридный BCI может предоставить испытуемым больше подходов BCI. Пфуртшеллер и др. представил гибридный BCI, состоящий из коммутатора на основе MI и SSVEP. Мозговой переключатель

ERS мог активировать и управлять четырехступенчатым ортезом на основе SSVEP. Контрастный тест показал, что этот гибридный BCI дает гораздо более низкую скорость FP в минуту, чем SSVEP BCI. Дуан и др. разработали мультимодальный гибридный BCI, использующий как SSVEP, так и визуализацию движения.

Паникер и др. предложили гибридный BCI, сочетающий P300 и SSVEP. В этой системе парадигма P300 была разработана орфографическая матрица 6x6. В онлайн-эксперименте участвовало десять испытуемых. В результате средняя точность классификации составила 94 %, а точность определения контрольного состояния — 88,15 %. Мули и Паланиаппан разработали гибридный BCI на основе ответов SSVEP и P300. Парадигма SSVEP была сгенерирована визуальными стимулами четырех независимых зеленых светодиодных колец, мигающих с разной частотой. P300 генерировался случайными вспышками красного светодиода, расположенными внутри каждого из четырех колец, которые были отмечены как события вместе с записанной ЭЭГ SSVEP. Результаты показали, что метод гибридного стимула может повысить надежность и точность приложений BCI. Ли и др. предложил гибридную систему BCI, сочетающую P300 и SSVEP для повышения производительности асинхронного управления. Они разработали четыре группы мерцающих кнопок в графическом пользовательском интерфейсе. SSVEP вызывался миганием кнопок с фиксированной частотой.

Су и др. объединили P300 и MI для создания команд управления в виртуальной среде. Для навигации использовали ИМ по воображению движений левой и правой руки. Парадигма чудаковатого P300 была применена для переключения состояния системы. Рихманн и др. предложили гибридный BCI P300 и ERD в приложениях для принятия решений по управлению роботами. Бхаттарья и др. предложил серию гибридных BCI на основе ЭЭГ для управления роботом-манипулятором. MI использовался для управления движением, а P300 применялся для остановки движения робота при достижении целевого положения. Результаты экспериментов показали, что предложенный метод управления подходит для конструкций протезов в реабилитационных целях. Однако спроектировать параллельный гибридный BCI, сочетающий P300 и MI, очень сложно.

Яо и др. обнаружили, что соматическое внимание без реальной тактильной стимуляции может быть применено в качестве новой парадигмы BCI, называемой соматосенсорной ориентацией внимания (SAO). Затем они предложили независимый от стимулов гибридный BCI, основанный на воображении движения и парадигмах SAO. Экспериментальные результаты показывают, что гибридный режим, объединяющий две задачи, такие как L-SA0 и R-MI, обеспечивает более высокую точность классификации, чем один только режим MI.

BCI можно разделить на синхронный и асинхронный режимы в зависимости от модальности обработки входных данных. Синхронный BCI представляет собой предопределенные фиксированные переменные временные окна. Следовательно, испытуемому разрешается выполнять заданные мозговые задачи только в соответствии с заданной парадигмой все время, которая разработана заранее и связана с определенным сигналом или триггерным стимулом. В отличие от синхронного BCI, идеальная асинхронная система BCI не имеет стимула-сигнала. Субъект может управлять ИМК умственными действиями в любое время, если захочет. Асинхронный BCI обеспечивает более естественный режим взаимодействия человека с машиной, чем синхронный BCI. Однако сигналы мозга необходимо постоянно анализировать и классифицировать.

В ИМК есть два компонента управления: роботизированное автоматическое управление и мысленный контроль со стороны ИМК. Поначалу для изменения режима управления часто предназначался переключатель автоматики и управления БКИ. Генг и др. представили переключатель, который может переключать модели управления между режимами автоматического управления и ментального управления для управления симулированным роботом с помощью онлайн-компьютерного интерфейса с автономным темпом. Эксперимент показал, что этот метод переключения очень эффективен. Однако в каждый контрольный момент времени существовал только один независимый режим управления. Основная проблема управления с помощью ИМК заключается в том, что точность распознавания мысленных образов вряд ли может достигать 100 %. Поэтому команды ИМК могут быть ошибочными от реальной мыслительной деятельности.

Чтобы уменьшить и избежать этих ошибок, предлагается метод совместного управления, который широко применяется в асинхронных BCI. Сан и др. представили новый метод совместного управления, называемый объединенными нечеткими сетями Петри (FFPN), для управления роботизированной рукой и кистью с высокой степенью свободы для захвата объектов. С одной стороны, FFPN могут уменьшить негативные последствия неправильного распознавания паттернов ЭЭГ; с другой стороны, этот метод сети Петри легко разработать и реализовать оптимальное управление. Как моделирование в MATLAB, так и практические роботизированные эксперименты показали, что метод совместного управления может повысить производительность и надежность BCI.

В этой статье рассмотрен фундаментальный дизайн BCI на основе ЭЭГ. Исследования BCI добились многих прорывов за последние 10 лет. Различные методы выделения характеристик сигнала и алгоритмы классификации для распознавания образов ЭЭГ были предложены

для повышения скорости передачи информации и точности классификации. Год за годом представляются новые конструкции ИМК на основе ЭЭГ для широкого применения в повседневной жизни людей с ограниченными возможностями, таких как управление инвалидной коляской, правописание слов или манипулирование протезами.

Несмотря на недавнее развитие конструкции ВСИ, многие проблемы еще предстоит решить при проектировании системы. Мультиклассовое распознавание с высокой точностью до сих пор остается очень сложной задачей.

---

#### ЛИТЕРАТУРА

1. J. Wolpaw and E.W. Wolpaw, *Brain Computer Interfaces: Principles And Practice*. Oxford University Press, 2012.
2. J.R. Wolpaw, N. Birbaumer, D.J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan, «Brain Computer Interfaces For Communication And Control», *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, no. 6, pp. 767–791, 2002.
3. B.Z. Allison, E.W. Wolpaw, and J.R. Wolpaw, «Brain Computer Interface Systems: Progress And Prospects», *Expert Review of Medical Devices*, vol. 4, no. 4, pp. 463–474, 2007.
4. S. Silvoni, A. Ramos-Murguialday, M. Cavinato, C. Volpato, G. Cisetto, A. Turolla, F. Piccione, and N. Birbaumer, «Brain Computer Interface In Stroke: A Review Of Progress», *Clinical EEG and Neuroscience*, vol. 42, no. 4, pp. 245–252, 2011.
5. D. Xiao, Z. Mu, and J. Hu, «Classification Of Motor Imagery EEG Signals Based On Energy Entropy», *International Symposium on Intelligent Ubiquitous Computing and Education*. IEEE, pp. 61–64, 2009.
6. M.A. Lebedev and M.A. Nicolelis, «Brain Machine Interfaces: Past, Present And Future», *TRENDS in Neurosciences*, vol. 29, no. 9, pp. 536–546, 2006.
7. S. Siuly and Y. Li, «Improving The Separability Of Motor Imagery EEG Signals Using A Cross Correlation-Based Least Square Support Vector Machine For Brain Computer Interface», *IEEE Transactions on Neural Systems and Re-habilitation Engineering*, vol. 20, no. 4, pp. 526–538, 2012.
8. R. Kus, D. Valbuena, J. Zygierevicz, T. Malechka, A. Graeser, and P. Durka, «Asynchronous BCI Based On Motor Imagery With Automated Calibration And Neurofeedback Training», *IEEE Transactions on Neural Systems and Re- habilitation Engineering*, vol. 20, no. 6, pp. 823–835, 2012.
9. B. Denby, T. Schultz, K. Honda, T. Hueber, J.M. Gilbert, and J.S. Brumberg, «Silent Speech Interfaces», *Speech Communication*, vol. 52, no. 4, pp. 270–287, 2010.
10. Вьюгин В. Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования / В. Вьюгин. — МЦМНО, 2013. 390 с.

---

© Аль-Духейдахави Муртадха Ахмед Лути (Murtazalute7@gmail.com); Томашевский Юлий Болеславович (tomash@sstu.ru)  
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»