

# Система интерфейса мозг-компьютер на основе электроэнцефалографии

Алексей Ю. Попов

Доцент кафедры «Компьютерные системы и сети»  
МГТУ им. Н.Э.Баумана  
Москва, Российская Федерация  
e-mail: alexpopov@bmstu.ru

Наталья Р. Розанова

Студент кафедры «Компьютерные системы и сети»  
МГТУ им. Н.Э. Баумана  
Москва, Российская Федерация  
e-mail: NatalieGal@yandex.ru

**Аннотация.** В данной статье описан подход к построению системы интерфейса мозг-компьютер на базе электроэнцефалографии, реализованный в рамках студенческой научно-исследовательской работы на кафедре «Компьютерные системы и сети» МГТУ им. Н.Э. Баумана. В основу системы положена методика Р300; классификация сигналов производится при помощи нейронной сети. Показана аппаратная и программная структура интерфейса. Также приведены результаты реализации студенческих проектов, использующих разработанный интерфейс. Указаны направления дальнейшего развития проекта.

**Ключевые слова:** электроэнцефалография; сеть нейронная; интерфейс мозг-компьютер; Р300

## I. ВВЕДЕНИЕ

Системы интерфейса мозг-компьютер – перспективное направление разработки, призванное как упростить и ускорить взаимодействие пользователя с ЭВМ, так и дать возможность пользоваться вычислительной техникой людям с ограниченными возможностями, для которых невозможно управление устройствами при помощи стандартных манипуляторов.

В настоящее время выделяются два основных направления исследований в этой области: инвазивные интерфейсы, задействующие имплантируемые электроды и инкорпорируемые технические устройства для двустороннего взаимодействия с нервной системой человека, и неинвазивные системы, фиксирующие внешние признаки проявления мозговой активности ([1]). Первый вариант имеет высокую сложность разработки и реализации, а также в значительной мере сопряжён с вопросами этики. Неинвазивный же подход при отсутствии необходимости имплантации элементов системы обеспечивает приемлемую разрешающую способность для многих практических целей. Именно этот подход положен в основу описываемой разработки.

Система интерфейса мозг-компьютер на основе электроэнцефалографии (далее СИМК) была разработана студентами кафедры «Компьютерные системы и сети» МГТУ им. Н.Э. Баумана с применением электроэнцефалографа, предоставленного ИНЭУМ им. И.С. Брука. СИМК стала ядром ряда студенческих проектов в области Интернета вещей [2, 3, 4], созданных в рамках

тематического хакатона, проводимого по программе развития образовательных технологий [4, 5]. В данной статье описаны принципы работы СИМК, а также приведены результаты её обучения и применения.

## II. МЕТОДИКА Р300

Электроэнцефалография представляет собой неинвазивный метод исследования активности головного мозга, основанный на регистрации его биоэлектрической активности. Этот метод обеспечивает миллисекундное временное разрешение, что позволяет мгновенно фиксировать вызванные потенциалы – отражение когнитивной деятельности человека и его реакции на внешние раздражители. Различают зрительные, аудиторные, соматосенсорные, событийные (в т.ч. когнитивные) и моторные вызванные потенциалы. Именно на событийных вызванных потенциалах построена методика Р300 ([7]).

Р300 – это событийный вызванный потенциал, возникающий в процессе принятия решения. Данный компонент возникает как реакция на неожиданный и редко (например, с вероятностью 0,2) предъявляемый стимул, когда он появляется среди часто предъявляемых незначимых стимулов ([8]). Согласно [1], Р300 возникает приблизительно на 300 мс после предъявления значимого стимула, имеет длительность около 300–400 мс и положительную амплитуду 5–15 мкВ, при этом с уменьшением вероятности предъявления целевого значимого стимула эта амплитуда возрастает. При этом параметры стимула не играют роли: Р300 зависит только от концентрации внимания испытуемого.

Базовый эксперимент по выявлению Р300 задействует oddball-парадигму ([1]): испытуемому предъявляют целевые и нецелевые значимые стимулы, причём целевые стимулы занимают малую долю в общем числе. Полученную в этом процессе электроэнцефалограмму разделяют на эпохи относительно предъявления целевого стимула, выделенные отрезки суммируют и выделяют вызванные потенциалы, среди которых с латентностью около 300 мс возникает волна Р300 (рис. 1).

Первоначально Р300 начали активно использовать в медицинской практике при оценке деменции, когнитивных нарушений, а также при исследовании побочных

воздействий препаратов и как методика психологического тестирования и профессионального отбора. С развитием концепции интерфейсов мозг-компьютер методика получила широкое распространение в этой области. На её основе строятся интерфейсы управления ЭВМ для людей с ограниченными возможностями опорно-двигательного аппарата, а также перспективные разработки Facebook, Neurale и других IT-корпораций.

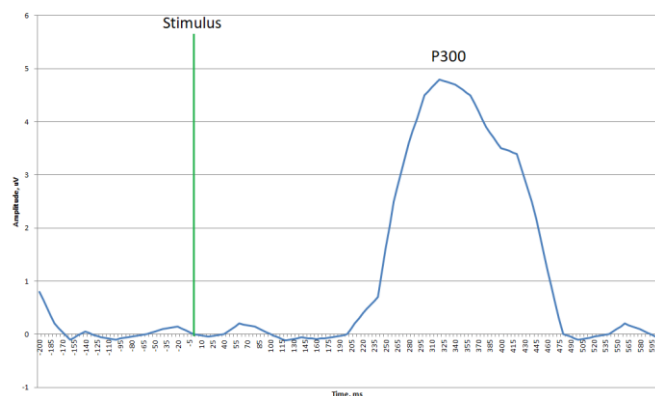


Рис. 1. Вызванный потенциал P300

### III. ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАФ ИНЭУМ им. И.С.БРУКА

Электроэнцефалограф, разработанный ИНЭУМ им. И.С. Брука, представляет собой многоканальное регистрирующее устройство, объединяющее 8 идентичных усилительно-регистрирующих блоков, позволяющих фиксировать одновременно электрическую активность от соответствующего числа пар сухих электродов. Сигнал от электродов преобразуется в цифровую форму и фиксируется при помощи микроконтроллера STM32.

Данные регистрируются в непрерывном режиме и передаются по протоколу MODICON MODIBUS RTU, который реализован на физических линиях интерфейса RS232 через микросхему FTDI, транслирующую пакеты RS232 в формат USB. Внешний вид устройства показан на рис. 2.

### IV. СТРУКТУРА СИМК

Структурная схема СИМК показана на рис. 3.

Кроме электроэнцефалографа, в аппаратный комплекс СИМК входит также микрокомпьютер Raspberry Pi, который реализует в реальном времени обработку регистрируемых сигналов. Обработка заключается в предварительной подготовке сигналов (фильтрации и нормировании), их распознавании, а также выбора управляющего воздействия на основании определённой реакции. Аппаратные характеристики Raspberry Pi позволяют осуществлять такую обработку без значительных задержек; в то же время габариты устройства делают возможным использование СИМК как портативной системы.

Кроме передачи управляющего воздействия исполнительному устройству, распознанный сигнал используется для сбора статистики и анализа данных. С

этой целью используются облачные сервисы платформы IBM Cloud.



Рис. 2. Электроэнцефалограф ИНЭУМ им. И.С.Брука

Платформа IBM Cloud предоставляет широкий инструментарий для быстрого построения и развёртывания web-приложений в облаке [9]. Применительно к СИМК целесообразно задействовать механизм сбора данных в реальном времени, а также аналитический аппарат, позволяющий рассматривать объёмы накопленных данных и искать в них определённые закономерности. Также при работе с СИМК используются средства визуализации данных в виде графиков.

Вычислительным ядром СИМК является классификатор, способный выделить реакцию P300 в общем потоке сигналов. Использование детерминированных алгоритмов в качестве классификатора не представляется возможным, поскольку входные данные (т.е. сигналы электроэнцефалографа) имеют значительный разброс амплитуды и формы импульсов и подвержены шумам и искажениям как технической, так и физиологической природы. По этой причине было принято решение использовать для выделения P300 обучаемую нейронную сеть. Такой подход позволяет не только решить проблему вариативности входных данных, но и получить гибкую систему интерфейса, способную подстраиваться под конкретного пользователя.

Схема нейронной сети, применяемой в СИМК, представлена на рис. 4. Сеть имеет полносвязную структуру. Входной и выходной слои нейронов имеют линейную функцию активации; такие нейроны обозначены на схеме литерой L. Для нейронов скрытых слоёв функцией активации является сигмоид; эти нейроны обозначены литерой S.

Поскольку в экспериментах были задействованы 3 из 8 каналов электроэнцефалографа, каждый из которых передаёт полезную нагрузку размером 64 байта, каждая посылка включает в себя 192 байта информации. Этому числу соответствует количество входных нейронов классификатора.

В общем случае количество выходов сети-классификатора равно числу распознаваемых ею классов объектов. Для распознавания P300 необходим единственный выход; его активация означает обнаружение компонента.

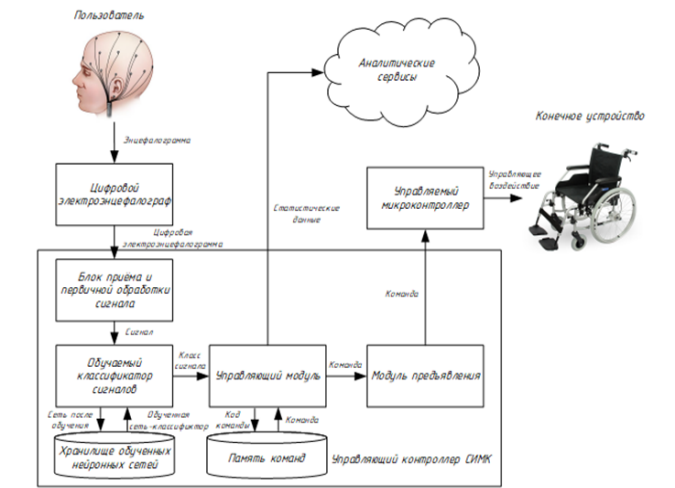


Рис. 3. Структурная схема СИМК

Количество скрытых слоёв нейронной сети, как и число нейронов в них, как правило, определяется экспериментально. С ростом количества нейронов в сети возрастает время вычислений и нагрузка на аппаратный комплекс СИМК; в то же время было установлено, что для обеспечения достаточного качества распознавания P300 достаточно двух скрытых слоёв.

Количество нейронов в скрытых слоях вычислено по эвристическим формулам (1) – (3).

$$r = \sqrt[3]{\frac{i}{o}} \tag{1}$$

$$k_1 = \lfloor o \cdot r^2 \rfloor \tag{2}$$

$$k_2 = \lfloor o \cdot r \rfloor \tag{3}$$

Здесь i – число нейронов во входном слое, o – число нейронов в выходном слое, k<sub>i</sub> – число нейронов в i-м промежуточном слое, r – характеристический коэффициент.

Таким образом, первый скрытый слой содержит 34 нейрона, второй – 6 нейронов.

Обучение нейронной сети проводится согласно oddball-парадигме. Испытуемого просят мысленно выделять среди предъявляемых изображений определённый заранее известный вид. С каждым предъявляемым образом происходит коррекция весов нейронов в скрытых слоях нейронной сети согласно алгоритму обратного распространения ошибки. Как только разница между ожидаемыми и реальными показаниями сети становится допустимой, обучение прекращается.

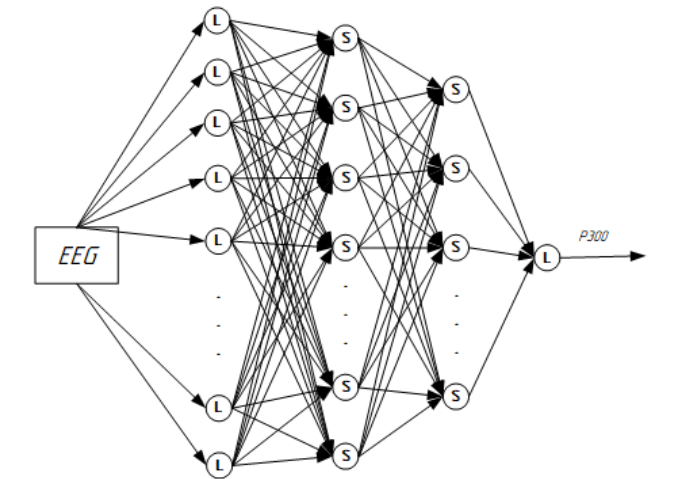


Рис. 4. Схема нейронной сети

На основании описанных выше решений был создан прототип СИМК, который использовался студентами-участниками хакатона в тематических проектах. Команды-разработчики самостоятельно обучали нейронную сеть и испытывали полученные классификаторы для определения P300. Результаты их работы приведены в следующем разделе.

### V. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Практические испытания прототипа СИМК были проведены в форме конкурса студенческих проектов, в основу которых легло применение созданной системы. Команды-участники предложили и реализовали в той или иной мере собственные идеи применения СИМК, среди которых выделяются следующие общие тенденции:

- распознавание физиологического и эмоционального состояния человека;
- перехват и обработка осмысленных моторных сигналов мозга;
- дистанционное управление техникой;
- определение степени концентрации человека.

ТАБЛИЦА I РЕЗУЛЬТАТЫ ОБУЧЕНИЯ ИНС УЧАСТНИКАМИ ХАКАТОНА

Кол-во эпох обучения	Кол-во испытуемых	Нормирование	Объём корпуса целевых образов, порядок	Точность распознавания в рабочем режиме
20	1	Да	1000	40%
50	4	Да	10	80%
10	1	Нет	10	38%
30	1	Да	1	73%
10	1	Да	10	67%

В таблице приведены результаты наиболее успешных участников хакатона, которым удалось провести обучение и тестирование классификатора.

Из таблицы видно, что результаты обучения в среднем лучше при большом числе эпох обучения (переобучения

сети не достиг никто из участников). Однако это не единственный фактор, влияющий на точность работы классификатора. Так, команда, обучавшая сеть на четырёх испытуемых, достигла средней точности распознавания, превышающей 80%.

Также следует отметить резкое снижение точности при отсутствии нормирования данных. Отсутствие нормирования отрицательно влияет на качество работы искусственной нейронной сети, поскольку вместо отображения из отрезка  $[-1; 1]$  в отрезок  $[0; 1]$  сеть вынуждена преобразовывать числа из широкого диапазона, что снижает точность вычислений.

Значительное влияние на точность обучения оказывает объём корпуса целевых образов. Команда, у которой множество целевых образов имело мощность 3 (порядка единицы), сумела добиться достаточно высокой точности распознавания, используя всего одного испытуемого.

Таким образом, большинству команд в сжатые сроки удалось предложить идею практического применения СИМК, разработать концепцию, а также выполнить настройку аппаратно-программного комплекса, обучить в той или иной мере нейронную сеть и провести ряд практических экспериментов. Результаты конкурса показали не только наличие множества потенциальных сфер применения СИМК, но и возможность реализации рабочего прототипа такой системы.

## VI. ИТОГИ И ДАЛЬНЕЙШИЕ ПЕРСПЕКТИВЫ

Результатом проведённой работы стали рациональные принципы построения СИМК на основе электроэнцефалографии, а также созданный согласно им прототип.

Практические эксперименты показали, что качественное обучение нейронной сети для работы в СИМК представляет собой трудоёмкую задачу и требует объёмного корпуса обучающей выборки. Тем не менее, несмотря на ограничения по времени работы с электроэнцефалографом, студенты сумели добиться распознавания сигналов и показать результаты работы своих проектов.

Показательной стала широта тематики представленных проектов, демонстрирующая обширные перспективы применения СИМК в разнообразных сферах человеческой деятельности, от медицины до социальных сетей.

В числе дальнейших перспектив развития проекта – повышение точности распознавания Р300 за счёт следующих модификаций:

- Улучшение качества входных сигналов путём фильтрации технических и физиологических артефактов, как-то: электромагнитные помехи, смещение электродов, напряжение мышц, движения, моргание и др.
- Уточнение границ цифровых значений и более точная их нормализация; сокращение временного интервала для регистрации Р300.
- Экспериментальное выяснение оптимальной частоты предъявления целевого стимула.
- Изменение числа скрытых слоёв нейронной сети, количества и типа нейронов, степени связности, алгоритма и методики обучения.
- Исследование критериев для классификации результатов и их адаптивная регуляция.
- Исследование других алгоритмов классификации в качестве вычислительного ядра СИМК.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Фролов А.А., Рощин В.Ю., “Интерфейс мозг-компьютер. Реальность и перспективы,” // Нейронные сети, 2017. №16.
- [2] Titov I., Smirnova E. Network architectures of remote laboratories proposal of a new solution and comparative analysis with existing one. // International Journal of Online Engineering, 2013, Vol. 9, Issue 6, pp. 41-44.
- [3] Titov I., Glotov A.N., Andrey Y., Petrov V. Standartization use case of solid-state laser lab and RF & Microwave Amplifier Remote and virtual laboratories at Labicom, International Journal of Online Engineering, 2016, Vol. 12, Issue 9, pp. 47-51.
- [4] Titov I., Glotov A., Vlasov I., Mikhlin J. Labicom labs 2015: Remote laser virtual and remote lab, global navigation satellite systems virtual and remote lab, microwave amplifier remote lab. International //Journal of Online Engineering, 2016, Vol. 12, Issue 4, pp.17-19.
- [5] Shakhnov V.A., Zinchenko L.A., Rezchikova E.V., Verstov V.A. Distinctions of a learning content for education in the field of nanotechnology. International // Journal of Nanotechnology, 2017, Vol. 14, Issue 7-8, pp. 690-697.
- [6] Vlasov A.I., Yudin A.V., Salmina M.A., Shakhnov V.A., Usov K.A. Design Methods of Teaching the Development of Internet of Things Components with Considering Predictive Maintenance on the Basis of Mechatronic Devices. //International Journal of Applied Engineering Research, 2017, Vol. 12, Issue 20, pp. 9390-9396.
- [7] S.J.Luck, “Introduction to the Event-Related Potential Technique,” Massachusetts Institute of Technology, 2005.
- [8] Sutton S., Braren M., Zubin J., John E. R. Evoked correlates of stimulus uncertainty. //Science 1965;150:1187–1188.
- [9] Popov A., Belov S., Sorokin A. Cloud Based IT Learning Infrastructure to Support New Generation of Services. //Programmная Ingeneria, 2018, Vol. 9, No 6, pp. 281–286.