

ИССЛЕДОВАНИЕ НЕЙРОИНТЕРФЕЙСА «МОЗГ-КОМПЬЮТЕР» ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ РОБОТОМ ПРИ ПОМОЩИ МОРГАНИЯ ОПЕРАТОРА

Вольф Д.А., Исхакова А.О.

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН,

Россия, г. Москва ул. Профсоюзная д.65

runsolar@mail.ru, shumskaya.ao@gmail.com

Аннотация: В работе исследуется возможность распознавания сигналов управления оператором в виде морганий посредством анализа электроэнцефалограммы. Авторами представлены схема подхода, описание прототипа программного средства и результаты апробации его работы. Разработка может применяться для создания системы управления беспилотным летающим аппаратом или другими видами киберфизических систем в том числе в условиях повышенной опасности.

Ключевые слова: управление, интерфейс «мозг-компьютер», электроэнцефалограмма, робот, устойчивый визуально-вызванный потенциал.

Введение

Перспективные направления развития киберфизики так или иначе связаны с повышением эффективности управления киберфизических систем [1, 2]. Среди них проведение прикладных научных исследований и разработок, направленных на создание продукции и технологии интеллектуальной роботоники [3]; создание оригинальных искусственных нейронных сетей для выработки управляющих сигналов в системах интеллектуального управления и решения задач управления динамическими объектами роботехники [4, 5]; создание гетерогенных интеллектуальных систем человеко-машинного взаимодействия нейронами головного мозга для интерфейса нейронной коммуникации [6]; создание математических моделей, численных методов и комплексов программ на базе систем с нейроинтерфейсами – устройств для обмена информацией между мозгом и внешним устройством [7]; интернет вещей [8, 9].

Несмотря на значительные научные достижения в сфере развития технологий, человеческий мозг остается наиболее мощной, уникальной и быстродействующей вычислительной системой. В связи с этим, все большее распространение и актуальность получают исследования в области нейроинтерфейсов, позволяющие человеку напрямую взаимодействовать с техникой, исключая дополнительное взаимодействие с ЭВМ. Нейроинтерфейс отвечает за обмен информации между человеческим мозгом и электронным устройством. Эта технология дает возможность человеку контактировать с внешним миром посредством регистрации электрической активности мозга, а именно электроэнцефалограммы (ЭЭГ). Изменения ЭЭГ отражают намерение человека сделать что-либо, а задача компьютера состоит в расшифровке полученных данных.

В работе приводятся результаты исследования по созданию программно-аппаратного прототипа для нейропилотирования и управления роботом с применением интерфейса «мозг – компьютер» на основе извлечения и расшифровки устойчивого визуально вызванного потенциала (УВВП) системами возбуждения сетчатки глаза, ЭЭГ и сверхточных нейронных сетей (СНС).

1 Применяемые методы и средства

Разработка программного комплекса нейропилотирования и управления роботом с применением интерфейса «мозг – компьютер» дает возможность управлять беспилотным аппаратом с помощью УВВП, получаемого смарт-очками и нейрогарнитурой. Под УВВП понимается зрительно вызванные потенциалы устойчивого состояния — это сигналы, которые головной мозг генерирует в ответ на визуальную стимуляцию. Когда сетчатка глаза возбуждается вспышками частотой от 3.5 до 75 Гц, затылочная доля мозга генерирует электрическую активность с частотой мигания вспышки. Извлечение и расшифровка УВВП предлагается осуществлять с помощью ЭЭГ и СНС. В практическом смысле ожидаемый результат может быть получен с помощью программного комплекса для смарт-очков типа EPSON smart glasses moverio bt-350 и электроэнцефалографа-анализатора типа ЭЭГА-21/26-«Энцефалан-131-03» или беспроводной мобильной системы регистрации ЭЭГ человека с сухими безгелевыми электродами, например, Нейроплэй-8С (нейрогарнитурой).

С помощью предлагаемого программного комплекса оператор управляет роботом или беспилотным аппаратом, фокусирует свое внимание на соответствующем раздражителе, отображаемого в смарт-очках. Оператор может выбрать одно из пяти действий, доступных в

управлении. Например, это может соответствовать шести раздражителям, которые мерцают с разными частотами:

- вперёд (10 Гц);
- назад (15 Гц);
- влево (20 Гц);
- вправо (25 Гц);
- вниз (30 Гц);
- вверх (35 Гц).

В качестве исходных данных выступают ЭЭГ-сигналы, а назначенные задачи — метками для системы глубокого обучения с учителем. Предполагается использование ЭЭГ-шлема, считывающего управляющий сигнал оператора. Выходные данные, временные сигналы, конвертируются в частотный спектр с помощью быстрого преобразования Фурье.

Модель классификатора УВВП на основе сверточной нейронной сети может быть построена по технологии CNN-1 [10]. Такая модель содержит два скрытых уровня с размерами ядер 1 на 8 и 11 на 1 соответственно. С ними идёт выходной слой с шестью частями, что соответствует шести возможным действиям для управления роботом или беспилотным аппаратом. Чтобы построить классификатор глубокого обучения с учителем, необходимо предварительно собрать учебные и тестовые данные, и произвести десятикратную кросс-валидацию с учебными данными (не менее 13500 экземпляров) и тестовыми данными (не менее 1500 экземпляров).

Также это могут быть использованы другие нейронные сети и методы обработки сигнала, например:

- архитектура CNN-1 с дополнительным полносвязным слоем и с тремя частями перед выходным слоем (CNN-2);
- нейронная сеть прямого распространения: простая трёхслойная полносвязная нейросеть с прямой связью;
- канонический корреляционный анализ (ККА) для классификации УВВП;
- мультивариантная индексная синхронизация (МИС) с оцениванием синхронизации между двумя сигналами в виде коэффициента для расшифровки частоты раздражителя;
- канонический анализ корреляции с методом k-ближайших соседей (ККА).

На рисунке 1 представлена схема реализации программного продукта для нейропилотирования с потоками данных на основе имеющихся на рынке аппаратных решений.

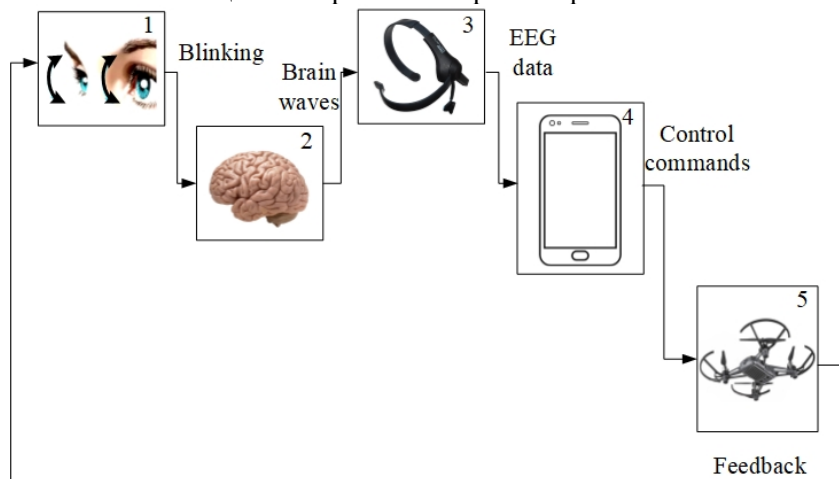


Рис. 1. Общая схема модели нейроинтерфейса управления дроном

Представленная на рисунке 1 схема исследуемой модели человеко-машинного интерфейса включает в себя следующие блоки:

1. Глаза, выступают в качестве возбудителя сигналов электроокулограммы (ЭОГ);
2. Мозг человека для выработки ЭЭГ сигналов в лобной области головы;
3. Энцефалограф (нейрогарнитура) для снятия ЭОГ и ЭЭГ сигналов;
4. Система сбора и обработки ЭОГ и ЭЭГ сигналов, и последующей генерации управляющих сигналов для дрона, на основе принятия решения с помощью СНС;
5. Дрон.

Из общей схемы нейроинтерфейса управления дроном (рис. 1) видно, что исследуемая модель человеко-машинного интерфейса удовлетворяет классическому подходу, где пользователь видит какая именно команда была выбрана нейрокомпьютерным интерфейсом на основе динамики мозговой активности пользователя только после того как команда вызвала ту или иную реакцию дрона.

Таким образом, исследуемый человеко-машинный интерфейс можно описать следующим алгоритмом:

1. На голове человека крепятся электроды, подключенные к энцефалографу, которые улавливают даже неинтенсивные моргания ЭОГ и ЭЭГ сигналы на уровне депрессии альфа ритмов, возникающие в головном мозге как результат электрических колебаний деятельности групп нервных и мозговых клеток – нейронов;
2. Небольшие электрические импульсы ЭОГ и ЭЭГ преобразуется усилителем в более выраженный;
3. Сигнал усиливается энцефалографом в несколько миллионов раз;
4. Наиболее четкими оказываются те электроимпульсы, которые образовались в непосредственной близости от расположенного на голове электрода;
5. Электроволны отдаленных уголков мозга фиксируются при исследовании как слабые импульсы, а ЭОГ сигнал фиксируется более выраженно;
6. Усиленный электрический сигнал передается в систему управления, разработанную в качестве мобильного приложения;
7. В системе управления:
 - 7.1. Сигнал очищается от шумов;
 - 7.2. Производится классификация сигнала с помощью СНС;
 - 7.3. В зависимости от количества воспроизведенных морганий принимается решение на взлет или посадку дрона;
 - 7.4. Исходя из состояния самого дрона, по радиоканалу отправляется команда на взлет или его посадку.

Очевидно, что, если дрон находится в состоянии «земля» нет смысла осуществлять его посадку и наоборот. Также необходимо учитывать лишние или ложные моргания, которые обязательно появляются в процессе эксплуатации модели. Такая проблема может решаться с помощью подкрепления дополнительных ЭЭГ импульсов, например, депрессией альфа или бета волн и таким образом повышая надежность модели. Поскольку команда для дрона выдается не мгновенно, а ее расчет занимает некоторое время, включающее в себя накопление данных мозговой активности, непосредственно обработку этих данных, генерацию команд и передачу их на дрон. Также, учитывая, что обработка данных осуществляется мобильным устройством то в течение этого времени пользователь не знает, какая именно команда имеет большую вероятность быть выданной на устройство эффектор. Таким образом разработанный комплекс программ нейрокомпьютерного интерфейса предусматривает возможность сообщать пользователю «промежуточные результаты» обработки его мозговой активности, позволяя пользователю осуществлять коррекцию его «ментальных состояний» т.е. активности головного мозга порождающую команды для интерфейса.

Для реализации ЭЭГ гарнитуры был решен ряд проблем в выбранных архитектуре нейронной сети и технологии обработки сигнала. Это позволило оптимизировать работу алгоритма и использовать его для работы системы с ограниченными возможностями.

Работа предложенного комплекса программ может осуществляться в двух режимах: обучения и управления роботом. В режиме обучения комплекс должен иметь возможность сбора спектрограмм ЭЭГ сигналов для дальнейшего глубокого обучения.

2 Исследование моргания оператора в качестве управления роботом

В рамках работы над прототипом нейроинтерфейса была создана нейрогарнитура для снятия ЭЭГ сигналов, а также система сбора и обработки ЭЭГ сигналов. Система сбора и обработки представляет собой программное приложение для ОС Android.

Нейрогарнитура подключается к смартфону по Bluetooth и передает данные о УВВП на смартфон по API. Приложение расшифровывает полученную информацию и выдает ее пользователю в виде графика. Пример такого графика представлен на рисунке 2.

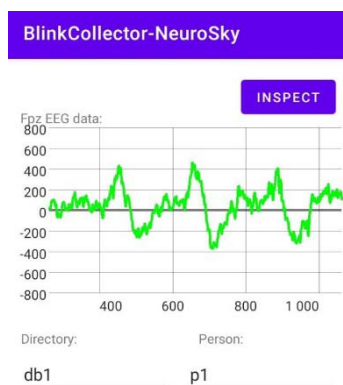


Рис. 2. Пример графика с расшифровкой данных ЭЭГ с артефактом ОЭГ – 3 моргания

Электроэнцефалография дает возможность качественного и количественного анализа функционального состояния головного мозга и его реакций при действии раздражителей.

Также электроэнцефалография используется для выявления потенциалов, связанных с событиями – откликов мозга, являющихся непосредственным результатом определенного ощущения, когнитивного или моторного события.

Для выделения на ЭЭГ значимых признаков её подвергают анализу. Основными понятиями, на которые опирается характеристика ЭЭГ, являются:

- средняя частота колебаний;
- их максимальная амплитуда;
- их фаза;
- также оцениваются различия кривых ЭЭГ на разных каналах и их временная динамика.

Нейрогарнитура, используемая в прототипе, настроена на считывание сигналов с единственного канала – в лобной части головы. Амплитуды сигналов мозга, записанные скальповыми электродами, крайне низкие и измеряются в микровольтах. Значение электрического потенциала на каждом электроде в значительной мере подвержено влиянию высокоамплитудных сигналов, которые проводятся к коже головы от других частей тела. Однако эти сигналы есть на каждом скальповом электроде, и они одинаковы, поэтому их вычитают при появлении референтом электроде. Это позволяет записать ЭЭГ-сигналы, соответствующие подлежащей электроду области мозга. В рамках практики, были собраны как раз реферсные значения с канала FPz, как видно на рисунке 2.

При сборе базы данных показаний были задействованы 40 различных человек с целью регистрации показаний нейрогарнитуры при их моргании. При этом, необходимо было учитывать, что при снятии показаний могут появляться так называемые артефакты ЭЭГ. В связи с тем, что современная аппаратура для проведения ЭЭГ регистрирует слишком малые величины биоэлектрических потенциалов, истинная электроэнцефалографическая запись может искажаться из-за воздействия разных физиологических и технических (физических) артефактов. Это зачастую может повлечь за собой трудности при расшифровке и интерпретации записи. Артефакты делятся на два типа:

- Физические артефакты — артефакты, возникающие вследствие воздействия на аппаратуру для проведения ЭЭГ различных физических или технических помех. Это могут быть: обрыв проводника, плохой контакт электрода, так называемый «телефонный артефакт» (расположение телефонного аппарата рядом с проходящим процедуру ЭЭГ человека, вследствие чего ЭЭГ-анализатор регистрирует электромагнитные волны из телефонного аппарата).
- Физиологические артефакты — артефакты, возникающие из-за различных биологических процессов, которые протекают в организме пациента.

3 Обучение и эксперимент

Для системы глубокого обучения с учителем смоделирована одномерная сверточная сеть (рис. 3), где качестве исходных данных выступали ЭЭГ и ЭОГ сигналы, а назначенные задачи — метками. Модель классификатора построена на основе оригинальной СНС. Модель СНС представляет собой следующую архитектуру [11, 12]:

- входной слой - вектор - 1637;
- сверточный слой (layer) - 1637 same фильтров (SF), размер ядра (kernel size - KS) - 2, шаг (strides) - 1, padding - same, активация функцией ReLu;
- слой регуляризации (Dropout) - 0,25, операция объединения (Maxpooling) - 2;
- layer F (полносвязный слой), flatten - 2679769 нейронов;
- выходной полносвязный слой (Dense) - 2 нейронов, активация Softmax.

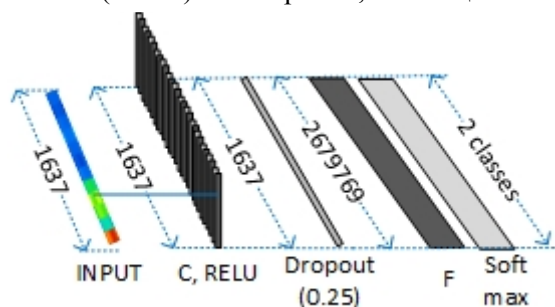


Рис. 3. Диаграмма СНС для управления дроном

Представленная на рис. 3 диаграмма СНС состоит в объединении 4-х функциональных уровней (так называемых слоев) с целью преобразования передаваемых через них сигналов ЭЭГ. Каждый юнит в слое получает входные данные от набора юнитов, расположенных по соседству на предыдущем слое. Каждый выход сверточного слоя поддерживается функцией активации слоя. Выходной результат операции свертки, рассчитанный каждым ядром, собирается в матрицы, которые называются картами признаков и представляют собой фактические выходные данные сверточных слоев. Последний уровень СНС – это уровень, который осуществляет целевой прогноз нейронной сети. В отличие от предыдущих сверточных слоев, он состоит из полностью связанных нейронов (полносвязный слой), так что каждый из них принимает данные сразу от всего предыдущего слоя. Задача поиска оптимальных значений синаптических коэффициентов каждого ядра и нейронов полносвязного слоя (слоев) в режиме глубокого обучения СНС сводится к задаче оптимизации. Известно, что та или иная архитектура СНС (в том числе и для задачи классификации биологических сигналов) оказывает влияние на решение такого класса задач.

При этом обучающая выборка составляла 75% от общего набора данных, а остальные 25% для тестирования (кроссвалидация). Также стоит отметить, что обе выборки сбалансированы, поэтому нам не пришлось прибегать к техникам искусственной модификации датасета для выравнивания соотношения классов. После 100 эпох обучения разработанной модели нейронной сети абсолютная точность классификации составляла 75.4% (табл. 1).

Таблица 1. Распределение оценок классификации количества морганий после тестирования

	precision	recall	f1-score	support
3 моргания	0.84	0.65	0.74	66
4 моргания	0.69	0.87	0.77	60
accuracy			0.75	126
macroavg	0.77	0.76	0.75	126
weightedavg	0.77	0.75	0.75	126

Из таблицы 1 видно, что применение разработанного классификатора позволяет классифицировать моргания с точностью 75%, что является достаточно высоким показателем для несложной модели нейронной сети, применяемой в исследовании. Оценки Recall демонстрируют достаточно высокую способность алгоритма классификации обнаруживать серии моргания вообще, а precision — способность отличать одну серию морганий от других серий. Характеристика f1-score подтверждает необходимый среднегармонический баланс между оценками precision и recall, тем более, что классы естественно сбалансированы. Таким образом, мы можем сделать вывод, что обучающий датасет достаточно релевантен. Однако для задач авиации данная точность требует более высокой оценки, где требуемая точность составляет не менее 95%.

Таким образом можно говорить о точности передачи управляющего сигнала от оператора к роботу посредством интерфейса «мозг-компьютер», а именно – электроэнцефалограммы, с точностью более 75%.

На рисунке 4 представлен комплект программно-аппаратного решения для управления дроном с использованием нейроинтерфейса на основе ЭЭГ, который состоит из нейрогарнитуры, приложения на смартфоне и непосредственно дрона.



Рис. 4. Готовый комплект программно-аппаратного решения для управления дроном с использованием нейроинтерфейса на основе ЭЭГ

Заключение

Авторами представлены промежуточные результаты работы над нейроинтерфейсом для управления роботом при помощи моргания. Для считывания морганий используется нейрогарнитура, считывающая сигналы электроэнцефалографии. Для обработки, распознавания сигнала и передачи его на робототехническую систему используется специально разработанное приложение на портативном электронном устройстве (в рассматриваемом варианте - смартфоне). Проведенное обучение и тестирование показали результаты эффективности в виде точности распознавания управляющего сигнала 75% и выше.

Использование мышц глаза и наружных слоёв ретины за счёт изменения биопотенциалов во время движения глазных яблок в виде управляющих сигналов оператора позволяет снизить шумы, характерные для обработки активности головного мозга при считывании других сигналов ЭЭГ. При этом, подобный подход позволяет увеличить скорость передачи сигнала от оператора за счет того, что действие моргания происходит значительно быстрее, чем, например, движение руками. В совокупности это позволяет оптимизировать временные задержки в задаче управления робототехническими системами.

Литература

1. Дробот В. Перспективы развития киберфизических производственных систем // Control Engineering Россия. № 5(77). 2018. – С. 30-31.
2. Keerthi C.K., Jabbar M.A., Seetharamulu B. Cyber Physical Systems (CPS): Security Issues, Challenges and Solutions // 2017 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (IC-CIC). 2017. – P. 1-4.
3. Пряничников В.Е., Арыскин А.А., Ксензенко А.Я., Петраков М.С., Игнатъев В.А., Хелемендик Р.В. Построение сервисного автономного мобильного робота на основе управления, использующего логический анализ реализуемости операции // Труды XX Всероссийской научной конференции (17-22 сентября 2018 г., г. Новороссийск). М.: ИПМ им. М.В.Келдыша, 2018. С. 428-437.
4. Galin R., Meshcheryakov R. Human-Robot Interaction Efficiency and Human-Robot Collaboration // Studies in Systems, Decision and Control. 2020. Vol. 272. – P. 55-63.
5. Galin R., Meshcheryakov R. Collaborative robots: development of robotic perception system, safety issues and integration of AI to imitate human behavior // Proceedings of 15th International Conference on Electromechanics and Robotics “Zavalishin's Readings”. 2020. Vol. 187. – P. 175-185.
6. Kharchenko S., Meshcheryakov R., Turovsky Y., Volf D. Implementation of Robot-Human Control Bio-Interface When Highlighting Visual Evoked Potentials Based on Multivariate Synchronization Index // ER(ZR)-2020: 15th International Conference on Electromechanics and Robotics “Zavalishin's Readings”. September 2020. Vol. 187. – P. 225-236.

7. Туровский Я.А., Харченко С.С., Мецераков Р.В., Исакова А.О., Исаков А.Ю. Алгоритмическое обеспечение интерфейса управления робот-человек при выделении зрительных вызванных потенциалов на основе многомерного индекса синхронизации // Известия ЮФУ. Технические науки. 2020. С. 1. – С. 66-88.
8. Щербинина М.Ю., Стефанова Н.А. Концепция интернет вещей // Креативная экономика. 2016. Т. 10. № 11. – С. 1323–1336.
9. Fatih D.A. Bio-inspired Filter Banks for SSVEP-based Brain-computer Interfaces // 2016 IEEE International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI). February 2016. – P. 144-147.
10. Kwak N.-S., Muller K.-R., Lee S.-W. A convolutional neural network for steady state visual evoked potential classification under ambulatory environment // PLoS ONE. February 2017. Vol. 12(2). – P. 1-20.
11. Исакова А.О., Вольф Д.А., Исаков А.Ю. Неинвазивный нейрокомпьютерный интерфейс для управления роботом // Высокопроизводительные вычислительные системы и технологии. – 2021. – Т. 5. – № 1. – С. 166-171.
12. Iskhakova A., Wolf D., Meshcheryakov R. Automated Destructive Behavior State Detection on the 1D CNN-Based Voice Analysis // Karpov, A., Potapova, R. (eds) Speech and Computer. SPECOM 2020. Lecture Notes in Computer Science, vol 12335. 2020. – P. 184-193.