

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
МОСКОВСКИЙ ФИЗИКО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ (государственный университет)  
ФИЗТЕХ-ШКОЛА ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ  
КАФЕДРА «ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ»

Владимиров Эдуард Анатольевич

## **Модели пространства состояний в задачах классификации сигналов ЭКоГ**

010990 — Интеллектуальный анализ данных

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА БАКАЛАВРА

**Научный руководитель:**

д. ф.-м. н. Стрижов Вадим Викторович

Москва  
2023

# Содержание

Введение	4
Обозначения	7
<b>1 Постановка задачи</b>	<b>8</b>
<b>2 Обзор существующих алгоритмов</b>	<b>10</b>
2.1 Классификация . . . . .	10
2.2 Аугментация . . . . .	11
<b>3 Предлагаемый метод</b>	<b>12</b>
3.1 Анализ недостатков существующих алгоритмов . . . . .	12
3.2 Наш подход . . . . .	12
3.3 Оценка качества . . . . .	12
3.4 Дополнительные способы повышения качества . . . . .	12
3.4.1 Аугментация . . . . .	12
3.4.2 Уверенность классификатора . . . . .	12
<b>4 Вычислительный эксперимент</b>	<b>13</b>
4.1 Экспериментальные данные . . . . .	13
4.1.1 Наборы данных . . . . .	13
4.2 Предобработка данных . . . . .	13
4.2.1 Результаты . . . . .	13
Заключение	14
Список литературы	15

## Аннотация

Одной из самых популярных парадигм для построения нейрокомпьютерных интерфейсов являются потенциалы Р300. В работе рассмотрена задача мультиклассовой классификации потенциалов, вызванных визуальными стимулами в игре в виртуальной реальности. Требуется, чтобы классификатор основывался на минимально возможном числе предъявлений стимулов, имел высокую предсказательную способность и не требовал калибровки на новых участниках. Предлагаются алгоритмы мультиклассовой классификации и методы улучшения качества предсказаний на основе аугментаций. Рассмотрены классические методы аугментаций и порождение выборки байесовскими моделями. Проведено сравнение нескольких алгоритмов предсказания целевых стимулов и демонстрируется (?), что предложенная схема обработки ЭЭГ позволяет получать предсказания более высокого качества, чем существующие алгоритмы.

**Ключевые слова:** *ЭЭГ, Р300, аугментация, байесовские модели, мультиклассовая классификация*

# Введение

**Актуальность темы.** Магистерская работа посвящена задаче мультиклассовой классификации потенциалов головного мозга P300. Нейрокомпьютерный интерфейс (НКИ) — технология, позволяющая человеку отдавать команды компьютеру с помощью анализа данных о работе мозга. В первую очередь нейрокомпьютерные интерфейсы разрабатывались для пациентов с ограниченными возможностями. НКИ используются для коммуникации пациентов с различными формами паралича и для реабилитации моторной функции после инсультов и спинальных травм [?]. Для построения ИМК используются различные виды биосигналов как требующих операции для имплантации электродов [?], так и неинвазивных: fNIRS [?], фМРТ [?], ЭЭГ. Нейроинтерфейсы на основе электроэнцефалограммы (ЭЭГ) остаются на данный момент наиболее популярными за счет лёгкой настройки, низкой стоимости и высокого временного разрешения метода. Реактивные нейроинтерфейсы работают за счет выявления реакций мозга на специфическую стимуляцию. Пользователь привлекает свое внимание к одному из нескольких стимулов, которые вызывают реакции ЭЭГ. Стимулы могут иметь различную модальность (к примеру, слуховую и тактильную), но самые надежные ИМК создаются на основе зрительных стимулов разных типов, которые вызывают различные ответы мозга. Самый популярный вид реактивных ИМК — ИМК на основе вызванного потенциала P300. В данном типе нейроинтерфейса управление совершается за счет привлечения внимания к разнесенным во времени стимулам. При активации стимула, на который пользователь хочет отреагировать, в окружении стимулов, которые ему безразличны, в центральных отведениях регистрируется потенциал, связанный с событием с латентностью (задержкой во времени) пика около 300 мс после стимула [?]. Нейроинтерфейсы на основе P300 имеют высокую скорость передачи информации за счет высокой точности классификации команд и потенциально большое их количество. На основе этой технологии также можно создание систем набора текста. Преимущество ИМК-P300 заключается в меньшей чувствительности к модальности стимула - по сути, один и тот же интерфейс можно использовать со стимулами любых форм и размеров, при условии, что они достаточно легко различимы. Это позволяет создать интерфейс не только полезный пациентам, но и интересный для здоровых пользователей. На сегодняшний день существует множество подходов к использованию ИМК, основанных на неинвазивных электродах, для здоровых людей [?]. Кроме того, ИМК могут быть использованы в рекреационных целях, например, в играх [?], [?].

P300 является универсальным потенциалом, так как он не требует большого количества электродов, его легко детектировать и достаточно просто им управлять [?]. Данные потенциалы достаточно давно и успешно используются в управлении экзоскелетами [?] и устройствами для контакта с окружающим миром (устройство ввода символов, как клавиатура) для людей, восстанавливающихся после инсульта, а также пациентов с параличами и параличами [?]. Помимо этого, информация о P300 позволяет производить диагностику когнитивных функций по латентности, амплитуде и локализации потенциала [?].

Несмотря на широкое использование нейрокомпьютерных интерфейсов со множественным выбором ответа, решение задачи классификации основывается на агрегации бинарных предсказаний [?].

**Цель работы.** Целью работы является разработка метода предсказания метки визуального стимула:

- применимого для различных людей без дополнительной настройки;
- позволяющего вносить корректировки при низкой уверенности классификатора в ответе;
- применимого для других парадигм работы с ээг (?), например, motor imagery;
- имеющего высокую точность.

И демонстрация этих свойств на практике.

**Методы исследования.** Для достижения поставленных целей используются аугментации для повышения качества, автокодировщики для построения признаковых пространств. Для сбора ЭЭГ использован BCI шлем Neiry. Для программной реализации использовался язык программирования Python.

**Основные положения, выносимые на защиту.**

1. Аугментация данных, дающая прирост точности
2. Алгоритм оценки уверенности в ответе и возможности уточнения выбора ответа
3. Решение прикладной задачи детектирования целевого стимула с использованием и без использования промежуточной бинарной классификации эпох
4. Экспериментальное исследование разработанных алгоритмов, содержащее их сравнение с аналогами.

**Научная новизна.** Разработан новый подход к задаче мультиклассовой классификации потенциалов P300. На момент написания диссертации нет известных работ, не использующих промежуточную бинарную классификацию для определения целевых визуальных стимулов. Предложен подход к решению прикладной задачи, позволяющий с высокой точностью определять целевой стимул и предоставлять информацию о свойствах P300 для медицинских исследований в форме, понятной и интересной пользователю.

**Теоретическая значимость.** Использование латентного пространства автокодировщиков в качестве признакового описания ЭЭГ позволяет снизить размерность признакового пространства классификации и разделить тип P300 у испытуемых.

**Практическая значимость.** Предложенные методы значительно улучшают пользовательский опыт использования парадигмы P300. А также позволят использовать простые, понятные и интересные игры в медицинских тестированиях.

**Степень достоверности и апробация работы.** Достоверность результатов подтверждена экспериментальной проверкой полученных методов на реальных задачах. Результаты работы докладывались и обсуждались на следующих научных конференциях

- 13-я Международная конференция «Интеллектуализация обработки информации», 2020 г. [?];
- 63-я Всероссийская научная конференция МФТИ, 2020 г. [?];

## Обозначения

- Эпоха — секундный отрезок ЭЭГ, отсчитывающийся после активации стимула.
- Раунд (блок) — последовательность эпох с общим целевым стимулом, где каждый стимул активируется один раз, порождая одну эпоху. Активация стимулов происходит в случайном порядке.
- Акт — последовательность раундов с общим целевым стимулом, после которого принимается решение о целевом стимуле. Количество актов в экспериментах — 5 при обучении и 10 при игре.
- Запись (игра) — последовательность актов, полученная от одного человека за одну сессию записи (одну игру).
- Датасет — коллекция записей, сделанных на одном и том же оборудовании с одинаковыми визуальными активациями.

# 1 Постановка задачи

Обычно в рассматриваемой парадигме решаются две различных, но связанных задачи классификации:

## 1. Бинарная

Задача определить, есть ли в рассматриваемой эпохе потенциал Р300: классификация на целевые и нецелевые эпохи.

**Problem 1** *Бинарная.*

Пусть  $N$  — количество каналов записи ЭЭГ,  $T$  — число отсчётов времени в одной эпохе.

Входные данные — эпохи ЭЭГ:  $X_b \in \mathbb{R}^{N \times T}$

Целевая переменная:  $Y_b \in \{0, 1\}$

Целевая функция:  $f_b : X_b \rightarrow Y_b$

В этом случае каждая эпоха рассматривается как отдельный объект и классифицируется независимо от других. Такой формат подходит для тренировки в реальном времени, обучения модели на каждом человеке. В данной задаче как обучающая, так и тестовая выборки являются несбалансированными, т.к. каждый стимул активируется одинаковое количество раз, но только один из них является целевым. Таким образом, получается соотношение классов 1 к  $(s - 1)$ , где  $s$  — количество стимулов. Основная метрика для этой задачи — F1 мера.

2. **Мультиклассовая** Обычно в парадигме Р300 представлено несколько стимулов (в рассматриваемом датасете — 5). Задача определить стимул, выбранный пользователем.

**Problem 2** Пусть  $M$  — количество предъявлений визуальных стимулов в одном акте игры,  $s$  — число визуальных стимулов.

Входные данные — акт:  $X_m \in \mathbb{R}^{M \times N \times T}$

Целевая переменная:  $Y_m \in [0, 1 \dots s - 1]$

Целевая функция:  $f_m : X_m \rightarrow Y_m$

Здесь несколько эпох рассматриваются одновременно. В заданных условиях каждый стимул генерирует одинаковое количество эпох. Только один стимул может быть целевым, следовательно, остальные — пустые. В данном случае классы более сбалансированы, так как каждый раз пользователь выбирает новый стимул.

На данный момент мультиклассовая задача решается как агрегация бинарных задач, т.е.:

$$P_j^{mult} = \frac{\sum_{i=1}^N P_{j,i}^{bin}}{N}$$

$j$  — рассматриваемый класс мультиклассовой классификации

$N$  — количество предъявлений одного стимула в акте игры



$P_{j,i}^{bin}$  — вероятность того, что стимул  $j$  целевой при предъявлении  $i$ .

Итоговый стимул выбирается как стимул с наибольшей вероятностью  $P_j^{mult}$ . В качестве метрики для данной задачи выбрана точность (ассигасу).

## 2 Обзор существующих алгоритмов

### 2.1 Классификация

Основная задача данной работы — повышение качества классификации при определении объекта внимания человека на основе потенциалов Р300 в электроэнцефалограмме. По данным ЭЭГ, после их предобработки (см. раздел 4), проводится мультиклассовая классификация для определения целевого визуального стимула.

На данный момент решение задачи мультиклассовой классификации основывается на агрегированных результатах бинарной классификации, где бинарная классификация определяет наличие потенциала Р300 на отрезке ЭЭГ. При этом потенциалы Р300 рассматриваются в парадигме, где только один стимул может быть целевым, а общее количество стимулов обычно не менее трёх. Таким образом в бинарной задаче присутствует дисбаланс классов.

#### 1. LR, логистическая регрессия [?]

Простая линейная модель для решения задачи классификации с l2-регуляризацией. В данном классификаторе варьируется константа регуляризации.

#### 2. SVM, классификатор на методе опорных векторов [?].

Модель для классификации с l2-регуляризацией. Алгоритм находит опорные векторы каждого класса, максимизируя расстояние между ними. Гиперплоскость между опорными векторами — граница принятия решения.

В качестве ядра рассматриваются линейная и радиально-базисная функции. Также варьируется константа регуляризации.

#### 3. LDA, линейный дискриминантный анализ.

Линейная классификация в предположениях, что каждый класс распределён нормально и все классы имеют одинаковую матрицу ковариации. [?]

#### 4. ERPCov TS LR

По данным ЭЭГ строятся матрицы ковариаций событийных потенциалов (event-related potentials, ERP) [?]. Полученные матрицы проецируются в касательное пространство (TS) [?], после чего проводится классификация с помощью логистической регрессии.

Варируются тип оценочной функции для ERP ковариаций и константа регуляризации в логистической регрессии.

#### 5. Xdawn LDA

Пространственная фильтрация сигнала алгоритмом XDawn, улучшающим соотношение сигнал/шум событийных потенциалов [?]. После фильтрации данные классифицируются алгоритмом LDA.

Варируется количество компонент декомпозиции ЭЭГ сигнала в алгоритме XDawn.

#### 6. ERPCov MDM

Обработка данных спомощью ERP ковариаций. Классификация с помощью Minimum Distance to Mean классификатора. Классификация происходит по

ближайшему центроиду, оцениваемому для каждого класса [?].  
Варируется тип оценочной функции для матриц ковариации.

## 2.2 Аугментация

Для решения проблемы дисбаланса классов к стандартным шагам препроцессинга ЭЭГ (децимация, фильтрация, ресэмплинг, клиппинг и нормировка) предлагается добавить аугментацию данных. Данный шаг позволяет сбалансировать классы для обучения бинарного классификатора и повысить качество как бинарной, так и мультиклассовой классификации.

В работах, связанных с классификацией ЭЭГ, применяются различные методы аугментации данных. В статье [?] используются пространственные аугментации: варьируется расположение электродов. Авторы моделируют сигнал электроэнцефалограммы в пространстве (на голове) и с помощью интерполяций "сдвигают" электроды, получая измененную ЭЭГ. Для выборки из шести человек получен прирост мультиклассовой точности около 2.5%. Аугментации с помощью добавления шума часто используются во многих областях. В работе [?] авторы накладывают гауссовский шум на амплитуды сигнала после преобразования Фурье, затем обратным преобразованием Фурье возвращаются к исходному формату данных. Такой подход позволил получить прирост точности в 2.3% для задачи представления движения при исследовании выборки из девяти человек.

В данной работе рассматривается два метода аугментаций. Назовём эпохой отрезок времени, отсчитываемый от момента предъявления визуального стимула, где предполагается наличие стимула P300. Тогда первый вариант аугментации данных — изменение данных ЭЭГ в эпохе с помощью алгоритмов, основанных на SMOTE (synthetic minority over-sampling technique) [?]. Второй — смещение точки отсчёта старта эпох. SMOTE-аугментации применительно к задаче классификации P300 были рассмотрены в работе [?]. Использовалась выборка из 44 человек и две вариации алгоритма: SMOTE и borderline SMOTE. Этот подход обеспечил 1.3% прироста точности в среднем. Но для людей, изначально имевших точность ниже 81%, прирост составил 5.4%. Аугментации при помощи небольших сдвигов стимулов относительно ЭЭГ по времени рассмотрены в работе [?] на небольшой выборке в пять человек. В результате этого подхода улучшение мультиклассовой точности составило 1%. В нашей работе использование подобных аугментаций обеспечивает прирост точности до 6% и решает проблему дисбаланса классов, т.к. рассматривается несколько сдвигов для каждого целевого стимула в тренировочном датасете.

## **3 Предлагаемый метод**

### **3.1 Анализ недостатков существующих алгоритмов**

### **3.2 Наш подход**

### **3.3 Оценка качества**

### **3.4 Дополнительные способы повышения качества**

#### **3.4.1 Аугментация**

#### **3.4.2 Уверенность классификатора**

## 4 Вычислительный эксперимент

### 4.1 Экспериментальные данные

#### 4.1.1 Наборы данных

### 4.2 Предобработка данных

Перед решением задач классификации сигнал ЭЭГ должен пройти предобработку: препроцессинг всего сигнала и его разделение на эпохи. Используемые шаги препроцессинга стандартны и взяты из лучших практик по обработке сигналов:

1. Децимация со сглаживающим фильтром
2. Полосовой фильтр Баттерворта
3. Передискретизация сигнала с помощью линейной интерполяции
4. Клиппинг зашкаливающих значений
5. Поканальная нормировка (вычитание среднего и деление на стандартное отклонение всех значений каждого канала)

Для обработки сигналов использовалась библиотека SciPy [?].

#### 4.2.1 Результаты

## Заключение

## Список литературы