

# Classification models for P300 evoked potentials\*

A. M. Samokhina<sup>1</sup>, V. V. Goncharenko<sup>2</sup>, R. K. Gtigoryan<sup>3</sup>, V. V. Strijov<sup>4</sup>

**Abstract:** The paper is devoted to the problem of user attention detection. It investigates a problem of visual stimulus choice, given an electroencephalogram recording of P300 event-related potentials. The brain electrical potentials are measured while the user is observing visual stimuli. The goal is to select a stimulus, which causes the maximum brain response. A classification model detects if there is a P300 potential in an EEG segment. Various classification models for event-related potentials are compared. The paper proposes a method of data augmentation to increase the quality of classification. The computational experiments use an original real-world dataset of P300 potentials. This dataset was collected on sixty healthy users presented with visual stimuli. It is released to the public access.

**Keywords:** classification; electroencephalogram; event-related potential; model selection; brain-computer interface

## References

- [1] Dagaev N. I., A. S. Kiselev, V. R. Kasumov, M. V. Aleksandrov, K. V. Volkova, and A. E. Osadchiy. 2017. Interfeys mozg-komp'yuter: opyt postroeniya, ispol'zovaniya i vozmozhnye puti povysheniya rabochikh kharakteristik. *Zhurnal vysshey nervnoy deyatel'nosti im. I.P. Pavlova*. 4:504–520.

---

\*This research was partially supported by RFBR project 20-07-00990.

<sup>1</sup>Moscow Institute of Physics and Technology, alina.samokhina@phystech.edu

<sup>2</sup>Institute for Information Transmission Problems of the Russian Academy of Sciences, vladislav.goncharenko@phystech.edu

<sup>3</sup>Lomonosov Moscow State University, grk@eegdude.ru

<sup>4</sup>A. A. Dorodnicyn Computing Center, Federal Research Center «Computer Science and Control» of the Russian Academy of Sciences, Moscow Institute of Physics and Technology, strijov@phystech.edu

# Модели классификации выборки вызванных потенциалов Р300\*

А. М. Самохина<sup>1</sup>, В. В. Гончаренко<sup>2</sup>, Р. К. Григорян<sup>3</sup>, В. В. Стрижов<sup>4</sup>

## Аннотация

Решается задача определения объекта внимания пользователя. В статье исследуется выбор визуального стимула по электроэнцефалограмме с выделенными в ней вызванными потенциалами, связанными с событием — Р300. Измеряются электрические потенциалы мозга во время наблюдения визуальных стимулов. Необходимо выбрать стимул, вызвавший наибольший отклик мозга. Определяется наличие потенциала Р300 в отрезке ЭЭГ. Сравняются модели классификации потенциалов. Предлагается способ обогащения выборки, повышающий качество классификации. Вычислительные эксперименты выполнены на наборе авторских данных потенциалов Р300. Набор данных собран на шестидесяти здоровых пользователях, которым предъявлялись визуальные стимулы, и выложен в открытый доступ.

**Ключевые слова:** классификация; электроэнцефалограмма; потенциал, связанный с событием; выбор модели; интерфейс мозг-компьютер

## 1 Введение

Решается задача построения интерфейса мозг-компьютер (ИМК) [1] для определения объекта внимания пользователя по данным электроэнцефалограммы (ЭЭГ). В [2, 3] ИМК рассматриваются как альтернативный способ коммуникации с пациентами, большими тетраплегией или боковым амиотрофическим склерозом. В [4, 5] адаптировано

---

\*Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ, проект 20-07-00990.

<sup>1</sup>Московский физико-технический институт, alina.samokhina@phystech.edu

<sup>2</sup>Московский физико-технический институт, vladislav.goncharenko@phystech.edu

<sup>3</sup>Московский государственный университет, grk@eegdude.ru

<sup>4</sup>Вычислительный центр имени А. А. Дородницына Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» Российской академии наук; Московский физико-технический институт, strijov@phystech.edu

применение ИМК к здоровым пользователям в рекреационных целях, например в играх.

Для сбора информации о работе мозга при построении ИМК используются как методы, требующие операции для имплантации электродов, такие как электрокортикограмма [6], так и неинвазивные: функциональная спектроскопия в ближней инфракрасной области [7], функциональная магнитно-резонансная томография [8], электроэнцефалография.

Интерфейсы на основе электроэнцефалограммы (ЭЭГ) имеют низкую стоимость и высокое разрешение метода [9]. Широко используемая система размещения электродов 10–10, состоящая из равномерно распределенных по поверхности головы 64 электродов, и покрывающая все области мозга [10]. Существует три типа интерфейса мозг-компьютер: активный, требующий концентрации на специфической для конкретного ИМК задаче [11, 12], пассивный, не требующий выполнения дополнительных действий [13], и реактивный, считывающий изменения в ЭЭГ пользователя, связанные со специфическими для ИМК изменениями внешней среды, вызывающими реакции мозга — *стимулами*. Стимулы имеют различную модальность: слуховую, тактильную, зрительную.

Авторы рассматривают реактивный ИМК на основе *вызванных потенциалов, связанных с событием* — изменений амплитуды электрической активности мозга в ответ на стимул. Рассматриваемые потенциалы — *потенциалы P300*, вызванные визуальными стимулами показаны на рис. 1. Пользователю на экране показывается несколько визуальных объектов. Изменение яркости объекта или начало его движения называется *предъявлением стимула*. Пользователь обращает свое внимание на один из объектов, при начале движения которого, в ответ на предъявление стимула, в ЭЭГ регистрируется увеличение амплитуды сигнала электрической активности мозга. Максимуму амплитуды соответствует пик P300. Для визуально вызванных потенциалов наибольшую амплитуду пик P300 имеет в затылочной доле, где находится зрительная кора головного мозга. Отрезок ЭЭГ после предъявления каждого стимула называется *эпохой*. Потенциал P300 присутствует в эпохах, соответствующих целевому стимулу — предъявлению стимула на объекте внимания пользователя.

В данной работе предложен эксперимент по записи данных электроэнцефалограмм во время игры «Еноты и демоны». Рассмотрена игра в рамках активного ИМК-P300, где стимул — начало движения одного из визуальных объектов, представленных на рис. 3. Игра разбита на два этапа: обучение и активное участие. Обучение необходимо для демонстрации пользователю принципов управления ИМК и сбора обучающей выборки модели классификации. В вычислительном эксперименте, приведенном в статье, использована авторская выборка потенциалов P300 [14], полученных в этом эксперименте по записи данных во время игры.

По данным эпох электроэнцефалограммы проводится мультиклассовая классификация для определения объекта внимания пользователя среди представленных визуальных стимулов. Основная цель данной работы — повышение качества классификации.

Решение задачи мультиклассовой классификации основывается на агрегированных

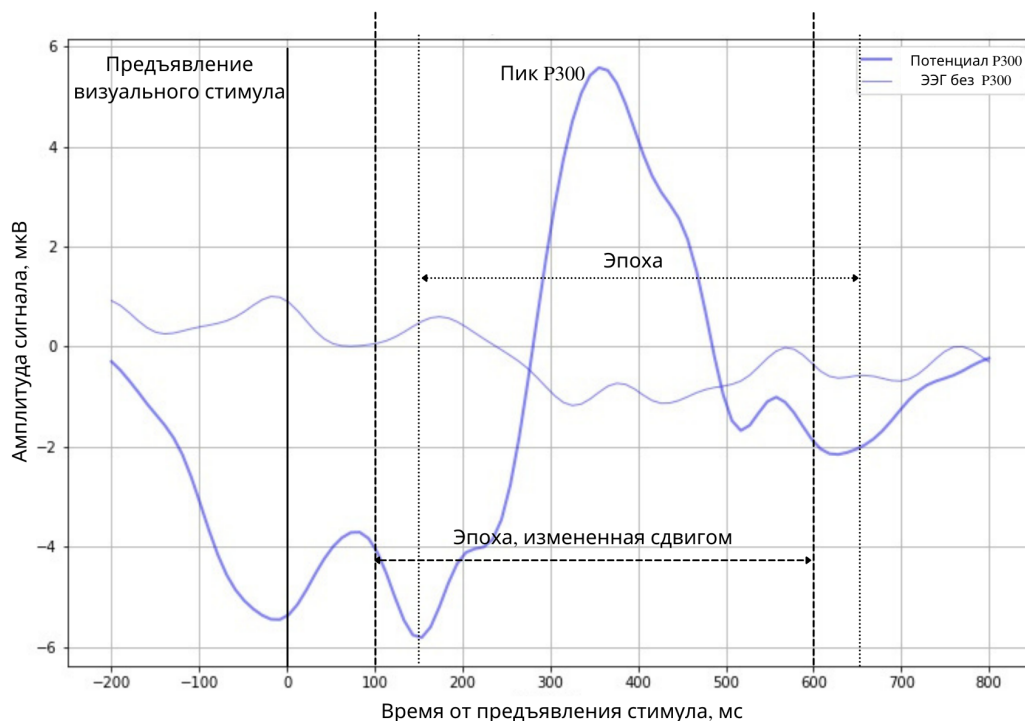


Рис. 1: Вызванный потенциал P300, связанный с событием

результатах бинарной классификации, где бинарная классификация определяет наличие потенциала P300 в эпохе. Общее число объектов пять, но объект внимания пользователя только один. Эпох с потенциалом P300 в четыре раза меньше, чем без него. В бинарной задаче присутствует дисбаланс классов.

Для решения проблемы дисбаланса классов [15] предлагается провести аугментацию данных. Здесь *аугментация данных* — обогащение выборки сдвигом или интерполяцией присутствующих в выборке эпох. После применения аугментации классы для обучения бинарного классификатора сбалансированы. Предполагается, что это повышает качество как бинарной, так и мультиклассовой классификации.

Работы по классификации ЭЭГ, применяют различные методы аугментации. В [16] используются пространственные аугментации: варьируется расположение электродов. Сигнал ЭЭГ моделируется с учетом пространственного расположения электродов на голове. Интерполируется сдвиг электродов в пространстве для получения аугментации данных эпох ЭЭГ. Для выборки из шести человек получен прирост мультиклассовой точности около 2,5%. В работе [17] на амплитуды сигнала после преобразования Фурье накладывается гауссовский шум, затем обратное преобразование Фурье возвращает к исходному формату данных. Для задачи представления движения [18] при исследовании выборки из девяти человек получен прирост точности в 2,3%. В [19] к задаче классификации P300 применяются алгоритмы, основанные на методе синтетической передискретизации меньшинства, SMOTE [20]. Для выборки из 44 пользователей при

применении получено 1,3% прироста точности. Вариации SMOTE: SMOTE, bSMOTE, ADASYN, SVM SMOTE [21] отличаются методами выбора опорного для передискретизации экземпляра эпохи. В [22] рассматриваются аугментации сдвигом времени пика P300 относительно предъявления стимулов. Эпоха отсчитывается не от момента предъявления стимула, а с опозданием. Для выборки из пяти пользователей прирост мультiclassовой точности составил 1%. В данной работе авторами рассматривается два метода аугментаций. Первый метод — SMOTE и его модификации. Второй — сдвиг ЭЭГ относительно стимулов.

## 2 Процедура построения выборки

**Пользователи.** Эксперимент проведен на 60 здоровых пользователях, из которых 23 мужчины, без опыта работы с ИМК. Возраст пользователей от 19 до 45, средний 28 лет. Все пользователи соответствовали необходимым условиям по здоровью и состоянию.

**Стимулы и запись ЭЭГ.** Электроэнцефалограммы записывались с помощью энцефалографа NVX-52 с частотой 500 Гц. Для записи использовались 8 губчатых электродов (Cz, P3, P4, PO3, POz, PO4, O1, O2), рис. 2. Стимулы предъявлялись с помощью шлема HTC Vive Pro VR.

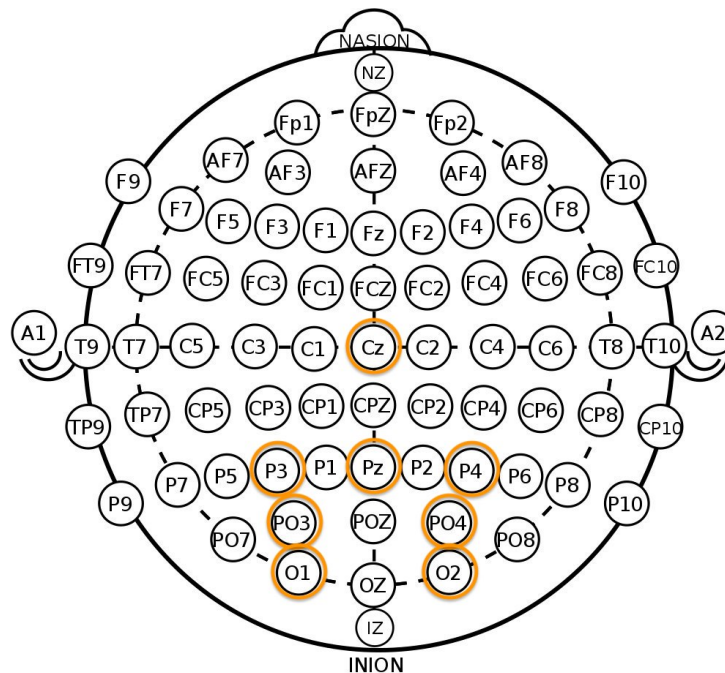


Рис. 2: Расположение электродов по международной системе 10–10

**Эксперимент.** Пользователям была предложена игра в виртуальной реальности на управлении с помощью ИМК-Р300, разбитая на два этапа: обучение и активное участие. Обучение составляло пять игровых актов. Акт — последовательность блоков с общим объектом внимания. Число актов в экспериментах — пять при обучении и 10 на этапе активного участия. Блок — последовательность эпох с общим объектом внимания, где каждый стимул предъясвляется один раз, порождая одну эпоху, рис. 4.



Рис. 3: Сцена из игры

Для определения потенциалов Р300 в игре пользователю предъясвляются визуальные стимулы. В проведенном эксперименте предъясвлялось пять разнесенных в пространстве объектов с разнесенным во времени началом движения — предъясвлением стимула. Считается, что объектом внимания может быть только один визуальный объект. Пользователь концентрирует внимание на одном из пяти объектов. Поочередно в случайном порядке, с разницей во времени в 450 мс, происходит предъясвление каждого стимула. Если предъясвляется стимул, соответствующий объекту внимания пользователя, в ЭЭГ регистрируется потенциал Р300.

Под номерами 1–5 на рисунке 3 изображены демоны, являющиеся объектами во время этапа активного участия. Под номерами 6–10 изображены еноты, являющиеся объектами на этапе обучения. На этапе обучения для тренировки модели пользователь смотрел на заранее определенный объект из 6–10, рис. 3. На этапе активного участия смотрел на произвольный объект из 1–5, рис. 3, модель определяла на какой из объектов смотрел пользователь.

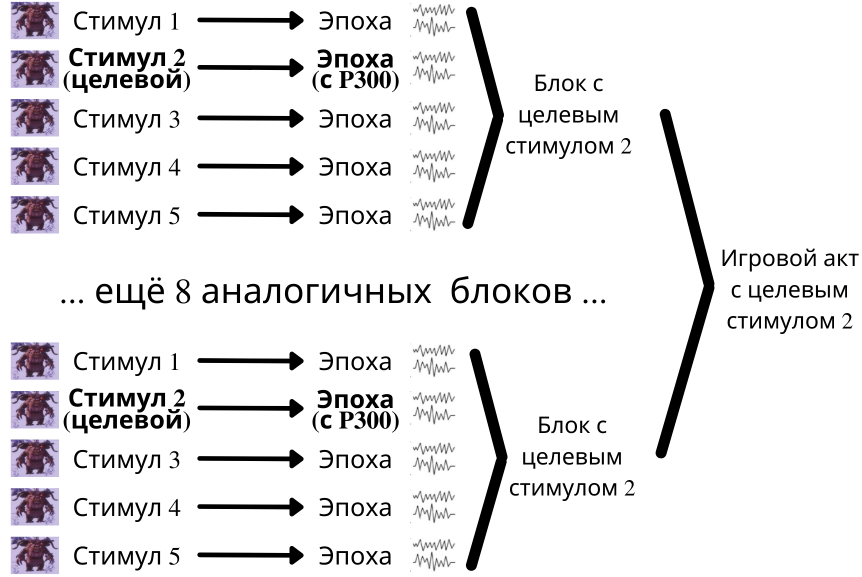


Рис. 4: Иерархическая структура данных

### 3 Постановка задачи классификации

Требуется определить наличие в отрезке ЭЭГ потенциала P300. Задан набор из  $M$  измерений ЭЭГ  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times T}$ , где  $N$  — число электродов и  $T$  — число элементов временного ряда, и целевая переменная  $Y \in \{0, 1\}$ , указывающая на отсутствие или наличие потенциала. Требуется выбрать модель классификации:  $f(\mathbf{w}, \mathbf{x})$ , аппроксимирующую целевую переменную  $y$  по описанию  $\mathbf{x}$ , полученному по измерениям  $\mathbf{X}$ , и оптимизировать ее параметры. Критерием качества модели является бинарная кросс-энтропия

$$L(\mathbf{w}) = -\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[ y_m \log f(\mathbf{w}, \mathbf{x}) + (1 - y_m) \log(1 - f(\mathbf{w}, \mathbf{x})) \right] - c \|\mathbf{w}\|_2,$$

где  $c$  — фиксированный коэффициент регуляризации. Для оптимизации параметров модели классификации решается задача

$$\hat{\mathbf{w}} = \arg \max_{\mathbf{w}} L(\mathbf{w}).$$

Для построения описания  $\mathbf{x}$  матрица  $\mathbf{X}$  векторизуется одним из двух способов. В первом способе ряды матрицы, временные ряды для каждого канала, записываются друг за другом. Во втором способе используется расширенная матрица ковариации: матрица ковариации потенциалов связанных с событием, ERPcov [23]. Для одного измерения ЭЭГ  $\mathbf{X}_m$  искомая матрица ковариации

$$\mathbf{C}_m = \frac{1}{T-1} \mathbf{P}_m \mathbf{P}_m^T, \quad \mathbf{P}_m = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_0 \\ \mathbf{P}_1 \\ \mathbf{X}_m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C}_m \in \mathbb{R}^{3N \times 3N}$$

где  $\mathbf{P}_0$  и  $\mathbf{P}_1$  — средние значения для классов  $\{0, 1\}$ ,

$$\mathbf{P}_c = \frac{\sum_{m=1}^M [y_m = c] \mathbf{X}_m}{\sum_{m=1}^M [y_m = c]}, \quad c \in \{0, 1\}.$$

Пространство матриц ковариации является римановым многообразием [23]. В каждой точке риманова многообразия существует касательная плоскость с определенным на ней скалярным произведением. Общая касательная плоскость для отображения всех матриц ковариации выборки строится в точке среднего геометрического по римановой метрике известных ковариационных матриц  $\mathbf{C}$

$$\mathbf{C} = \mathbf{C}(\mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_M) = \arg \min_{\mathbf{C}} \sum_{m=1}^M \delta_R^2(\mathbf{C}, \mathbf{C}_m),$$

$$\delta_R(\mathbf{C}, \mathbf{C}_m) = \|\log(\mathbf{C}^{-1} \mathbf{C}_m)\|_F = \left[ \sum_{i=1}^{3N} \log^2 \lambda_i \right]^{1/2},$$

где  $\lambda_i$  — собственные числа матрицы  $\mathbf{C}^{-1} \mathbf{C}_m$ .

Согласно [23] для каждой ковариационной матрицы  $\mathbf{C}_m$  существует проекция  $\mathbf{S}_m$  в касательное пространство

$$\mathbf{S}_m = \mathbf{C}^{\frac{1}{2}} \tilde{\mathbf{S}}_m \mathbf{C}^{\frac{1}{2}}, \quad \tilde{\mathbf{S}}_m = \log \left( \mathbf{C}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{C}_m \mathbf{C}^{-\frac{1}{2}} \right),$$

векторное представление которой в пространстве с евклидовой метрикой выражается как записанные последовательно элементы верхней треугольной матрицы от  $\tilde{\mathbf{S}}_m$  с коэффициентами 1 для диагональных элементов и коэффициентом  $\sqrt{2}$  для недиагональных.

$$\mathbf{x} = [\tilde{\mathbf{S}}_{m_{1,1}}, \sqrt{2}\tilde{\mathbf{S}}_{m_{1,2}}, \dots, \sqrt{2}\tilde{\mathbf{S}}_{m_{1,3N}}, \tilde{\mathbf{S}}_{m_{2,2}} \dots \tilde{\mathbf{S}}_{m_{3N,3N}}], \quad \mathbf{x} \in \mathbb{R}^{\frac{3N(3N-1)}{2}}$$

После векторизации  $\mathbf{X}_m$  одним из предложенных способов, решается задача классификации потенциалов. Внешними критериями качества модели являются точность, полнота, F1-score и AUC. Для игрового процесса требуется по итогу акта игры принять решение о выборе объекта, на который было обращено внимание пользователя. В игровой механике выбирается стимул с наибольшей суммой рассмотренных бинарных вероятностей. Предполагается, что если в течение акта игры пользователь обращал внимание на определённый стимул, то в большинстве эпох у этого стимула будет высокая вероятность наличия в эпохе потенциала R300. Мультиклассовая точность — доля верно определенных таким образом объектов внимания пользователя. Данный критерий качества также является внешним и используется для определения качества агрегации бинарных предсказаний и финального выбора объекта в игровом процессе.



## Модели классификации потенциалов.

1. Линейная модель логистической регрессии (LR) для решения задачи классификации на матрице, векторизованной первым способом

$$f(\mathbf{w}, \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(-\mathbf{w}^\top \mathbf{x})}.$$

2. Модель опорных векторов (SVM) на матрице, векторизованной первым способом

$$f(\mathbf{w}, \mathbf{x}) = (\mathbf{w}, \mathbf{x}).$$

3. Линейная модель дискриминантного анализа (LDA) на матрице, векторизованной первым способом

$$f(\mathbf{w}, \mathbf{x}) = \mathbf{x}^\top \Sigma^{-1} \boldsymbol{\mu} - \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}^\top \Sigma^{-1} \boldsymbol{\mu}$$

$$\Sigma = \sum_{m=1}^M (\mathbf{x}_m - \boldsymbol{\mu})^\top (\mathbf{x}_m - \boldsymbol{\mu}), \quad \boldsymbol{\mu} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathbf{x}_m,$$

4. Линейная модель логистической регрессии на матрице, векторизованной вторым способом (ERPCov TS LR)

$$f(\mathbf{X}) = \frac{1}{1 + \exp(-\mathbf{w}^\top \mathbf{x})}$$

5. Линейная модель (LDA) на матрице, полученной после пространственной фильтрации алгоритмом XDawn [24] и векторизованной первым способом (XDawn LDA).
6. Линейная модель (LR) на матрице, полученной после пространственной фильтрации исходного сигнала алгоритмом XDawn [24] и векторизованной вторым способом, (XDawnCov TS LR).

## 4 Вычислительный эксперимент

**Предобработка данных ЭЭГ.** Согласно [23, 25–28] записи ЭЭГ обрабатывались в шесть этапов:

- 1) разделение ЭЭГ на эпохи,
- 2) децимация со сглаживающим фильтром,
- 3) полосовой фильтр Баттерворта,
- 4) передискретизация сигнала с помощью линейной интерполяции,

- 5) клипшинг зашкаливающих значений,
- 6) поканальная нормировка: вычитание среднего и деление на стандартное отклонение всех значений каждого канала.

Авторами были проведены все шаги предобработки данных. Для шагов 1) и 3) были подобраны оптимальные для рассматриваемой выборки гиперпараметры из рассмотренных диапазонов значений согласно табл. 1.

Таблица 1: Значения параметров предобработки

Параметр	Начальное значение	Диапазон значений	Оптимальное значение
Начало эпохи	0,1 с	0,00–0,35 с	0,1 с
Конец эпохи	0,7 с	0,45–0,90 с	0,7 с
Нижняя частота	0,5 Гц	0–1 Гц	0,5 Гц
Верхняя частота	20 Гц	4–22 Гц	12,5 Гц

**Качество моделей.** При фиксированных гиперпараметрах предобработки данных для каждой модели было оценено качество классификации. Обучение моделей проводилось на данных обучающего этапа игры. Значения критериев качества моделей приводятся для той части данных, которая была собрана на этапе активной игры.

Таблица 2: Качество моделей на исходной выборке

Модель	Мультикласс. точность	Точность	Полнота	F1-score	AUC
LR	0,68±0,24	0,35±0,09	0,44±0,13	0,39±0,10	0,62±0,07
LDA	0,68±0,24	0,40±0,13	0,28±0,13	0,32±0,13	0,59±0,06
SVM	0,67±0,25	0,37±0,18	0,15±0,13	0,20±0,14	0,55±0,05
ERPCov TS LR	0,77±0,25	0,40±0,12	0,47±0,14	0,42±0,12	0,64±0,08
Xdawn LDA	0,69±0,23	0,40±0,13	0,35±0,15	0,37±0,13	0,61±0,07
XdawnCov TS LDA	0,71±0,27	0,46±0,16	0,31±0,16	0,36±0,15	0,61±0,08

**Аугментация выборки.** В работе исследовались два способа аугментации выборки: аугментация выборки интерполяцией с применением метода синтетической передискретизации меньшинства, и аугментация выборки сдвигом.

**Метод передискретизации меньшинства.** В алгоритмах, основанных на SMOTE, новый экземпляр эпохи строится в случайной точке на отрезке между существующими экземплярами. В качестве начала отрезка выбирается один опорный экземпляр из менее представленного класса. Из экземпляров менее представленного класса, соседних опорному, случайным образом выбирается один, который назначается концом отрезка.

По результатам вычислительных экспериментов оптимальным числом ближайших экземпляров, считающихся соседними является пять экземпляров. Параметрами алгоритма являются метод выбора опорного экземпляра и конечное соотношение классов [20]. По результатам вычислительного эксперимента лучшими методами выбора опорного экземпляра являются граничный (border) и адаптивный (adasyn) варианты SMOTE. Для граничного метода опорный экземпляр выбирается из множества экземпляров менее представленного класса, для которых среди ближайших соседей представлены как экземпляры класса меньшинства, так и экземпляры класса большинства. Для адаптивного метода выбор опорного экземпляра основывается на соотношении экземпляров менее представленного класса и экземпляров более представленного класса среди ближайших соседей. Чем выше отношение числа экземпляров класса большинства к классу меньшинства, тем больше новых экземпляров будет использовать эту точку как опорную. В вычислительном эксперименте варьировались: финальное соотношение классов от исходного 0,25 до 1,0 и число соседей для выбора конца отрезка от 2 до 10.

Для каждой модели выбран вариант метода с лучшим приростом качества. Результаты представлены в табл. 3. Столбец А указывает на тип аугментации, столбец С — на соотношение мощностей классов. Аугментация выборки на основе SMOTE дает прирост мультиклассовой точности до 3 процентных пунктов. Бинарные метрики в случаях некоторых моделей улучшаются на величину до 15 процентных пунктов.

**Метод сдвига.** Время от активации стимула до максимума амплитуды потенциала P300 — *латентность*. Она варьируется как между разными людьми, так и между разными актами игры одного человека [29]. Предлагается обогащать выборку, варьируя время старта и, следовательно, латентность эпох исходной выборки.

Аугментация выборки сдвигом строит несколько новых экземпляров  $X_m$  по одной оригинальной эпохе. Границы новых эпох сдвинуты относительно исходных влево или вправо по оси времени рис. 1. Начало исходной эпохи отсчитывается от момента предъявления стимула. Начало измененной эпохи на рис. 1 за 50 мс до момента предъявления стимула соответственно. Параметры данного метода — число новых экземпляров, построенных по одной эпохе, и отступ от момента предъявления стимула.

Таблица 3: Результаты аугментации выборки методом передискретизации

Модель	А	С	Мультикл. точность	Точность	Полнота	F1-score	AUC
LR	border	0,4	0,68±0,23	0,36±0,10	0,60±0,11	0,40±0,07	0,62±0,07
LDA	adasyn	0,8	0,71±0,23	0,40±0,12	0,44±0,13	0,40±0,11	0,63±0,07
SVM	adasyn	0,8	0,69±0,24	0,44±0,18	0,41±0,13	0,36±0,11	0,60±0,07
ERPCov TS LR	adasyn	0,8	0,77±0,24	0,46±0,16	0,60±0,14	0,44±0,11	0,65±0,09
Xdawn LDA	adasyn	0,8	0,70±0,23	0,42±0,13	0,47±0,13	0,42±0,11	0,64±0,08
XdawnCov TS LDA	border	0,4	0,71±0,26	0,47±0,17	0,35±0,16	0,38±0,14	0,62±0,08

Первым шагом определяется оптимальная величина сдвига. Подход аналогичен подбору оптимальных параметров предобработки ЭЭГ. Из диапазона от 5 мс до 40 мс выбирается оптимальный отступ от оригинальной эпохи. По результатам эксперимента

оптимальный сдвиг равен 30 мс. Рассматривается оптимальное число аугментаций в границах  $[-30, 30]$  мс. По результатам эксперимента получено четыре новых эпохи.

Таблица 4: Качество моделей при использовании аугментации сдвигом

Модель	Мультикл. точность	Точность	Полнота	F1-score	AUC
LR	$0,76 \pm 0,24$	$0,43 \pm 0,10$	$0,60 \pm 0,13$	$0,50 \pm 0,11$	$0,66 \pm 0,09$
LDA	$0,76 \pm 0,23$	$0,40 \pm 0,09$	$0,67 \pm 0,12$	$0,50 \pm 0,09$	$0,66 \pm 0,08$
SVM	$0,77 \pm 0,24$	$0,41 \pm 0,09$	$0,64 \pm 0,13$	$0,50 \pm 0,10$	$0,66 \pm 0,09$
ERPCov TS LR	$0,78 \pm 0,23$	$0,42 \pm 0,10$	$0,57 \pm 0,14$	$0,48 \pm 0,11$	$0,65 \pm 0,09$
Xdawn LDA	$0,73 \pm 0,26$	$0,40 \pm 0,09$	$0,65 \pm 0,12$	$0,50 \pm 0,10$	$0,66 \pm 0,09$
XdawnCov TS LDA	$0,78 \pm 0,25$	$0,40 \pm 0,09$	$0,64 \pm 0,14$	$0,49 \pm 0,10$	$0,66 \pm 0,09$

Качество моделей после применения оптимальной аугментации представлено в табл. 4. Аугментации стартов по схеме  $[-30, -15, 15, 30]$  повышают качество моделей. Прирост качества для каждой модели указан в табл. 5.

Таблица 5: Прирост качества при использовании аугментации сдвигом

Модель	Мультикл. точность	Точность	Полнота	F1-score	AUC
LR	0,09	0,08	0,15	0,11	0,04
LDA	0,08	0,01	0,39	0,18	0,07
SVM	0,09	0,05	0,49	0,30	0,11
ERPCov TS LR	0,02	0,02	0,09	0,06	0,01
Xdawn LDA	0,04	0,00	0,30	0,13	0,05
XDawnCov TS LDA	0,07	-0,06	0,32	0,13	0,04

## 5 Заключение

Поставлена задача повышения качества классификации при определении объекта внимания пользователя. Предложенное решение, аугментации выборки сдвигом эпох, значительно повышает качество классификации рассмотренных моделей. Проведено сравнение моделей классификации. По полученным значениям внешних критериев качества сделаны выводы о том, что использование расширенных матриц ковариации потенциалов связанных с событием значительно повышает качество модели. При использовании одновременно аугментации выборки и расширенных матриц ковариации точность мультиклассовой классификации модели логистической регрессии повышается на 10 процентных пунктов. В рамках решения данной задачи был записан набор данных вызванных потенциалов P300 [14].

## Список литературы

- [1] *Дагаев Н. И., Киселёв А. С., Касумов В. Р., Александров М. В., Волкова К. В., Осадчий А. Е.* Интерфейс мозг-компьютер: опыт построения, использования и возможные пути повышения рабочих характеристик // Журнал высшей нервной деятельности им. И.П. Павлова, 2017. Вып. 4. С. 504–520.
- [2] *Chaudhary U., Mrachacz-Kersting N., Birbaumer N.* Neuropsychological and neurophysiological aspects of brain-computer-interface (BCI) control in paralysis // The Journal of Physiology, 2020. Vol. 599(9). P. 2351–2359.
- [3] *Cipresso P., Carelli L., Solca F., Meazzi D., Meriggi P., Poletti B., Lulé D., Albert C. L., Silani V., Riva G.* The use of P300-based BCIs in amyotrophic lateral sclerosis: from augmentative and alternative communication to cognitive assessment // Brain and Behaviour, 2012. Vol. 2(4). P. 479–498.
- [4] *Kaplan A. Y., Shishkin S. L., Ganin I. P., Basyul I. A., Zhigalov A. Y.* Adapting the P300-based brain-computer interface for gaming: A review // IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, 2013. Vol. 5(2). P. 141–149.
- [5] *Andreev A., Barachant A., Lotte F., Congedo M.* Recreational Applications of OpenViBE: Brain Invaders and Use-the-Force // Clerc M., Bougrai L., and Lotte F., eds. 2016. Brain-Computer Interfaces 2: Technology and Applications. John Wiley and Sons. P. 241–257.
- [6] *Collinger J. L., Wodlinger B., Downey J. E., Wang W., Tyler-Kabara E. C., Weber D. J., McMorland A. J. C., Velliste M., Boninger M. L., Schwartz A. B.* High-performance neuroprosthetic control by an individual with tetraplegia // The Lancet, 2013. Vol. 381(9866). P. 557–564.
- [7] *Nazeer H., Naseer N., Khan R. A., Noori F. M., Qureshi N. K., Khan U. S., Khan M. J.* Enhancing classification accuracy of fNIRS-BCI using features acquired from vector-based phase analysis // Journal of Neural Engineering, 2020. Vol. 17(5). 056025.
- [8] *Yoo S. S., Fairney T., Chen N. K., Choo S. E., Panych L. P., Park H. W., Lee S. Y., Jolesz F. A.* Brain-computer interface using fMRI: spatial navigation by thoughts Neuroreport, 2004. Vol. 15(10). P. 1591–1595.
- [9] *Rashid M., Sulaiman N., Majeed A. P. P. A., Musa R. M., Nasir A. F. A., Bari B. F., Khatun S.* Current status, challenges, and possible solutions of EEG-based brain-computer interface: A comprehensive review // Frontiers in Neurorobotics, 2020. Vol. 14:25.
- [10] *Acharya J. N., Hani A., Cheek J., Thirumala P., Tsuchida T. N.* American clinical neurophysiology society guideline 2, 2016. P. 308–311.

- [11] *Zander T. O., Kothe C., Jatzev S., Gaertner M.* Enhancing human-computer interaction with input from active and passive brain-computer interfaces // *Brain-computer interfaces*, 2010. London: Springer. P. 181–199.
- [12] *Chen C. W., Ju M. S., Sun Y. N., Lin C. K.* Model analyses of visual biofeedback training for EEG-based brain-computer interface // *Journal of computational neuroscience*, 2009. Vol. 27(3):357.
- [13] *Andreessen L. M, Gerjets P., Meurers D., Zander T. O.* Toward neuroadaptive support technologies for improving digital reading: a passive BCI-based assessment of mental workload imposed by text difficulty and presentation speed during reading // *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2020. Vol. 31. P. 1–30.
- [14] *Goncharenko V.* Racoons vs Demons P300 ERP dataset of Neiry, 2021. <https://gin.g-node.org/v-goncharenko/neiry-demons>
- [15] *Khan H., Iqbal S., Shah F. M., Mahmud J. A., Popel M. H., Showrov I. H., Ahmed S., Rahman O.* A survey of methods for managing the classification and solution of data imbalance problem // *Journal of Computer Science*, 2020. Vol. 16(11). P. 1546–1557.
- [16] *Krell M. M. Kim S. K.* Rotational data augmentation for electroencephalographic data // *39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2017. P. 471–474.
- [17] *Zhang X., Lei M. Y., Li Y.* An amplitudes-perturbation data augmentation method in convolutional neural networks for EEG decoding // *5th International Conference on Information, Cybernetics, and Computational Social Systems (ICCSS)*, 2018. P. 231–235.
- [18] *Laura P. M. Ian H. R.* Measuring motor imagery ability: A review // *European Journal of Cognitive Psychology*, 2008. Vol. 20(2). P. 232–251.
- [19] *Lee T., Kim M., Kim S. P.* Data augmentation effects using borderline-SMOTE on classification of a P300-based BCI // *8th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI) IEEE*, 2020. P. 1–4.
- [20] *Chawla N. V., Bowyer K. W., Hall L. O., Kegelmeyer W. P.* SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique // *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2002. Vol. 16. P. 321–357.
- [21] *Lemaître G., Nogueira F., Avidas C. K.* Imbalanced-learn: A Python toolbox to tackle the curse of imbalanced datasets in machine learning // *Journal of Machine Learning Research*, 2017. Vol. 18(17). P. 1–5.
- [22] *Krell M. M., Seeland A., Kim S.* Data augmentation for brain-computer interfaces: Analysis on event-related potentials data. 2018. <https://arxiv.org/abs/1801.02730>

- [23] *Barachant A., Bonnet S., Congedo M., Jutten C.* Multiclass Brain-Computer Interface Classification by Riemannian Geometry. // IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2012. Vol. 59(4). P. 920–928.
- [24] *Rivet B., Souloumias A., Attina V., Gibert G.* xDAWN algorithm to enhance evoked potentials: Application to brain-computer interface // IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2009. Vol. 56(8). P. 2035–2043.
- [25] *Congedo M., Goyat M., Tarrin N., Ionescu G., Varnet L., Rivet B., Phlypo R., Jrad N., Acquadro M., Jutten C.* Brain Invaders: a prototype of an open-source P300- based video game working with the OpenViBE platform // 5th International Brain-Computer Interface Conference, Graz, Austria, 2011. P. 280–283.
- [26] *Guger C., Daban S., Sellers E., Holzner C., Krausz G., Carabalona R., Gramatica F., Edlinger G.* How many people are able to control a P300-based brain-computer interface? // Neuroscience Letters, 2009. Vol. 462. P. 94–98.
- [27] *Rakotomamonjy A. Guigue V.* BCI competition III: dataset II-ensemble of SVMs for BCI P300 speller // Biomedical Engineering, IEEE Transactions, 2008. Vol. 55. P. 1147–1154.
- [28] *Kaya M., Binli M., Ozbay E., Yanar H., Mishchenko Y.* A large electroencephalographic motor imagery dataset for electroencephalographic brain computer interfaces // Scientific Data, 2018. Vol. 5. No 180211.
- [29] *Picton T.W.* The P300 wave of the human event-related potential // Journal of clinical neurophysiology: official publication of the American Electroencephalographic Society, 1992. Vol. 9(4). P. 456–479.