

## **Использование многослойного перцептрона для предсказания эмоционального состояния человека**

**Елизавета Олеговна Шлычкова**

**Артём Николаевич Шевляков**

Тюменский государственный университет,  
Тюмень, Россия

## **The Use of a Multilayer Perceptron for Predicting a Person's Emotional State**

**Elizaveta O. Shlychkova**

**Artem N. Shevlyakov**

University of Tyumen,  
Tyumen, Russia

**Для цитирования:** Шлычкова, Е. О., Шевляков, А. Н. (2023). Использование многослойного перцептрона для предсказания эмоционального состояния человека. *Lurian Journal*, 4(4), 1–18. doi: 10.15826/Lurian.2023.4.4.4

**To cite this article:** Shlychkova, E. O., & Shevlyakov, A. N. (2023). The Use of a Multilayer Perceptron for Predicting a Person's Emotional State. *Lurian Journal*, 4(4), 1–18. doi: 10.15826/Lurian.2023.4.4.4

**Аннотация.** Настоящая работа посвящена использованию математических методов (модели машинного обучения – многослойного перцептрона, и генетического метода отбора признаков) для распознавания эмоционального состояния человека на основе данных его электроэнцефалограммы для дальнейшего применения полученных результатов при создании программного обеспечения для нейроинтерфейсов «мозг-компьютер». Целью исследования явилось обучение многослойного перцептрона на базе данных ЭЭГ для его дальнейшего использования при решении задач распознавания эмоционального состояния человека. За основу был взят датасет «Database for Emotion Recognition System – GAMEEMO», содержащий записи электроэнцефалограмм 28 участников эксперимента, а также данные анкет, в которых они отмечали собственные ощущения о выраженности тех или иных эмоций, а также их характер и интенсивность в рамках двух характеристик – валентность (valence) и возбуждение (arousal). Участники играли в одну из четырех компьютерных игр, каждая из которых должна была провоцировать одно из четырех эмоциональных состояний: скука, страх, спокойствие или радость, которые анализируются в данном исследовании. Признаками являются значения сигналов мозга, зарегистрированные через определенный временной промежуток в ходе прохождения

участниками эксперимента одной из четырех игр. Отбор признаков-электродов происходил посредством генетического алгоритма для повышения точности предсказания и выявления наиболее важных, с точки зрения модели, областей мозга для декодирования состояний человека. В качестве основы для сопоставления эмоциональных состояний (скука, страх, радость и спокойствие) используется схема классификации аффективных слов, предложенная Дж. Расселом. В результате генетический метод отбора признаков позволил выявить закономерности в расположении отобранных электродов при распознавании эмоций. Точность предсказания удалось повысить, проанализировав определенные диапазоны фреймов и выявив те временные отрезки, когда участники эксперимента сильнее всего испытывали ту или иную эмоцию, в зависимости от событий, происходящих на данный момент по сюжету в игре.

*Ключевые слова:* многослойный перцептрон; эмоция; валентность; генетический метод отбора признаков; ЭЭГ; компьютерная игра

**Abstract.** The present work is devoted to the use of mathematical methods (machine learning model – a multilayer perceptron, and a genetic method of feature selection) to recognize a person's emotional state based on his/her electroencephalogram data for further application of the results in creating software for brain-computer neural interfaces. The aim of the study is to train a multilayer perceptron based on EEG data for its further use in solving problems of recognizing a person's emotional state. The dataset «Database for Emotion Recognition System – GAMEEMO», containing recordings of electroencephalograms of 28 participants of the experiment, as well as data from questionnaires in which they noted their own feelings about the manifestation of certain emotions, their nature and intensity within the framework of two characteristics – valence and arousal, was taken as a basis. Participants played one of four computer games, each of them was supposed to provoke one of four emotional states: boredom, fear, calmness or joy, which are analyzed in this study. The features are the values of brain signals registered after a certain time interval during the passage of one of the four games by the participants of the experiment. The selection of features-electrodes is carried out by the genetic algorithm to increase the accuracy of prediction and identify the most important, from the point of view of the model, brain areas for decoding human states. As a basis for comparing emotional states (boredom, fear, joy, and calmness), the classification scheme of affective words proposed by J. Russell is used. As a result, the genetic method of feature selection made it possible to identify patterns in the location of the selected electrodes when recognizing emotions. The accuracy of the prediction was improved by analyzing precise frame ranges and identifying the time periods when the participants experienced this or that emotion, depending on the current game events.

*Keywords:* multilayer perceptron; emotion; valence; genetic method of feature selection; EEG; computer game

## Введение

Статья посвящена изучению электрической активности мозга с точки зрения регистрации эмоционального состояния человека в рамках использования машинного обучения и генетического отбора признаков-электродов.

Актуальность данной темы обусловлена тем, что в последнее время большое внимание уделяется совершенствованию систем «мозг-компьютер» в рамках создания

более точных и многоцелевых нейроинтерфейсов (включая неинвазивные), в том числе используемых для распознавания процессов внутреннего проговаривания, подразумевающих определение эмоционального окраса речи.

Новизна исследования заключается в его междисциплинарности, подразумевающей работу на стыке четырех дисциплин: нейробиологии, информационных технологий, психологии и лингвистики, что является одним из основных векторов современных исследований ввиду перспективности изучения ранее известных объектов и явлений через призму других наук.

Цель исследования – обучить многослойный перцептрон на базе данных ЭЭГ для его дальнейшего использования при решении задач распознавания эмоционального состояния человека.

Для достижения цели были поставлены следующие задачи:

- (1) Выявить механизмы, стоящие за порождением эмоций.
- (2) Выбрать классификацию эмоций, которую возможно адаптировать под решение задач предсказания эмоционального состояния человека с использованием информационных технологий.
- (3) Обработать датасет, содержащий данные ЭЭГ, и анкеты с личными представлениями участников эксперимента о переживаемых ими эмоциях.
- (4) Применить генетический метод для отбора признаков-электродов.
- (5) Сравнить выявленные паттерны электродов.

Объектом исследования явились следующие эмоциональные состояния человека: скука, страх, спокойствие и радость.

Предметом исследования выступили данные электроэнцефалограмм активности мозга в момент переживания той или иной эмоции, а также результаты анкетирования, отражающие представления самих участников эксперимента об испытываемых ими эмоциях.

Гипотеза заключалась в том, что многослойный перцептрон может быть эффективен при решении задачи предсказания эмоционального состояния человека на основе данных электроэнцефалограмм. Более того, предполагалось, что генетический метод отбора признаков-электродов позволяет выявить те зоны мозга, которые имеют ключевое значение для определения паттернов электрической активности при различении эмоций.

При написании данной работы теоретической основой являлись труды Н. А. Агаджаняна, А. Р. Лурия, П. И Сотникова, К. Бродмана, М. Ф. Беара, Б. В. Коннора, М. А. Парадизо и других авторов.

### **Теоретический обзор**

Основной проблемой декодирования эмоций с помощью математических методов является их абстрактность для машины. Ввиду этого необходимо выявить биологические процессы, отвечающие за порождение тех или иных эмоций, что позволит распознать определенные паттерны, структуру каждого из эмоциональных состояний, которые, в свою очередь, подвержены классификации и, как следствие, могут быть адаптированы к дальнейшему анализу и использованию в решении задач предсказания.

Первоначальным источником сигнала, который могут считать физические приборы, является нейрон. Формируя сети, нейроны сообщаются между собой, передавая и принимая

импульсы с помощью нейритов, которые, в свою очередь, по словам М. Ф. Беара, «бывают двух типов: аксоны и дендриты» (Bear, Connors, & Paradiso, 2015, с. 26). Аксоны проводят химические и электрические импульсы к другим нейронам или к тому же самому, а дендриты принимают сигналы и проводят их в тело нейрона. При этом М. Ф. Беар акцентирует внимание на том, что процесс передачи информации от одного нейрона к другому «называется синаптической передачей» (там же, с. 43). В ходе данной передачи импульса возникает ток, изменения которого фиксирует электроэнцефалограф. Этот способ регистрации активности мозга получил широкое распространение ввиду его мобильности (по сравнению, например, с функциональной магнитно-резонансной томографией) и неинвазивности, что позволяет расширить круг возможных экспериментов. Поэтому в предлагаемом исследовании мы обратились именно к электроэнцефалограммам, и, как следствие, были рассмотрены паттерны эмоций в аспекте разницы электрических потенциалов областей мозга.

Соответственно, определенная совокупность изменений электрических импульсов мозга может рассматриваться компьютером как паттерн, обозначающий процесс порождения и переживания той или иной эмоции. Следует отметить, что в рамках исследования эмоции рассматривались с точки зрения теории Кеннона-Барда, то есть, как отмечает М. Ф. Беар, «эмоции могут быть пережиты, даже если не чувствуются физиологические изменения» (там же, с. 618), в отличие от теории эмоций Джеймса-Ланге. То есть, эмоции могут являться причиной физиологических изменений, а не их следствием.

Так как электроэнцефалограмма фиксирует активность не отдельных нейронов, а их совокупности, важным представляется определение тех областей мозга, которые принимают непосредственное участие в формировании эмоций. М. Ф. Беар пишет, что в XIX веке П. Брока выделил лимбическую долю – «группу областей коры головного мозга, отчетливо отличающихся от окружающей их коры мозга» (там же, с. 622), однако ее связь с эмоциями на тот момент не была установлена. Это произошло позже, когда Дж. Папез «предположил, что существует “система эмоций”, располагающаяся на медиальной поверхности мозга, соединяющей кору головного мозга с гипоталамусом» (там же, с. 622), что получила название *Papez circuit* – Схема Папеза. Более того, по словам М. Ф. Беара, «утверждалось, что грусть лучше всего коррелирует с активностью медиальной префронтальной коры, а страх - с активностью миндалевидного тела» (там же, с. 626), то есть определенные эмоции могут быть более ярко выражены в определенных районах лимбической доли.

Выявленные области находятся под конечным мозгом, что усложняет считывание их электрической активности с помощью электродов электроэнцефалографа, располагаемых непосредственно на поверхности скальпа. Следовательно, мы можем прийти к выводу, что процесс распознавания эмоций будет производиться по косвенно зарегистрированной активности, что необходимо учитывать при анализе результатов предсказания. Об этом говорят и С. В. Черный, А. А. Коваленко, В. Б. Павленко (2006), подчеркивая, что «работ, посвященных выявлению возможных очагов генерации ритмов ЭЭГ различных частотных диапазонов в процессе обработки эмоционально окрашенной информации, крайне мало», ввиду того, что «классическому методу ЭЭГ недоступна физическая трехмерная реконструкция активности целого мозга» (с. 201), которая позволила бы зафиксировать изменения тока и в глубоко расположенных отделах головного мозга. Тем не менее, М. Ф.

Бейр подчеркивает, что, «хотя термин лимбическая система по-прежнему широко используется в обсуждениях мозговых механизмов эмоций, становится все более очевидным, что не существует единой, дискретной системы эмоций» (Beag, 2015, с. 625), поэтому в нашем исследовании мы не ограничиваемся данными областями мозга, но обращаем на них внимание.

Таким образом, совокупность электрических сигналов с определенных областей мозга, преимущественно находящихся в районе лимбической доли, можно представить как признаки для машинного обучения, на основе которого впоследствии возможно осуществление распознавания и предсказания эмоций, переживаемых в данный момент человеком.

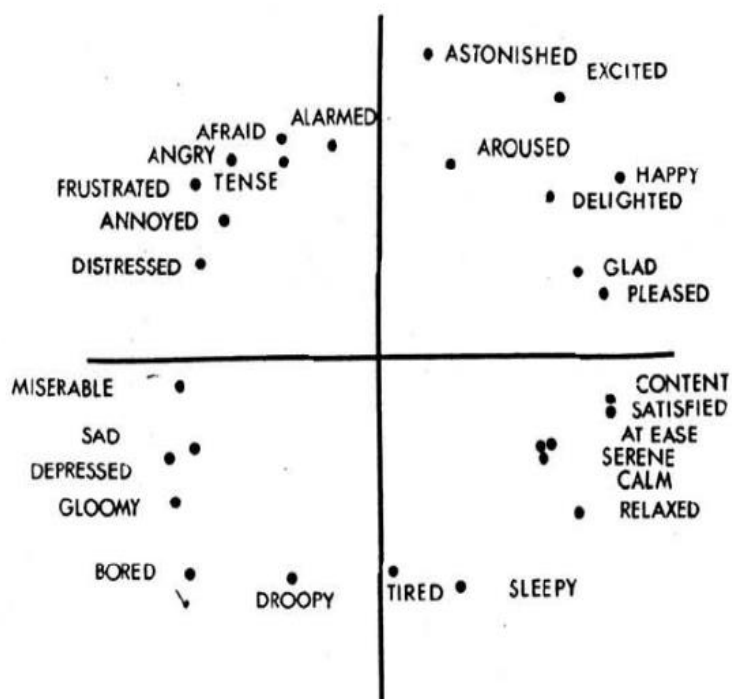
Выявление эмоций в рамках задачи дешифровки процессов внутреннего проговаривания позволит полностью передать вкладываемый в слова смысл, ведь, как пишет Б. А. Успенский (2007), «в процессе языковой коммуникации формируется представление об общей реальности, которая имеет объективный, а не субъективный характер – постольку, поскольку объединяет разных говорящих» (с. 39), то есть данная система даст возможность осуществить полноценную коммуникацию между людьми при использовании одним или обоими участниками речевого акта нейроинтерфейса, осуществляющим связь «мозг-компьютер».

Помимо биологических механизмов, стоящих за порождением эмоции, важную роль играет человеческое восприятие эмоций: то, по каким критериям или по каким признакам люди классифицируют эмоции. И если же, как мы определили ранее, деятельность нейронов может быть адаптирована под восприятие машины, что подчеркивает и Н. А. Агаджанян (2014), утверждая, что у нервных импульсов есть «способность к кодированию или преобразованию информации в условную форму – код» (с. 211), то способы кодирования эмоций, воспринимаемых с точки зрения психологии, требуют конкретизации. Более того, если рассматривать эмоции с точки зрения необходимого компонента речевого акта, выражающего субъективное отношение говорящих к предмету разговора, то об этом, в рамках психолингвистики, пишет А. Р. Лурия (1979) – «процесс восприятия слова на самом деле следует рассматривать как сложный процесс выбора нужного “ближайшего значения слова” из всего вызванного им “семантического поля”» (с. 41), а формирование данного «семантического поля» невозможно без эмоционального восприятия слушающего или говорящего.

Одной из ключевых моделей классификации эмоций, используемых при анализе эмоциональных состояний человека в рамках математических методов, является двумерная модель, предложенная J. A. Russell (1980) – Дж. Расселом. Он отмечает, что его «тезис заключается в том, что аффективные состояния, на самом деле, лучше представить в виде круга в двумерном биполярном пространстве» (с. 1161-1162). Представление таких абстрактных понятий, как эмоции, через точное геометрическое пространство может быть использовано в качестве основы для их классификации при решении задач предсказания.

Двухмерное пространство представлено двумя осями: валентность (полярность эмоции – от отрицательной до положительной) и возбуждение (интенсивность эмоции – от слабой до сильной). По словам Дж. Рассела, «любое аффективное слово может быть определено как комбинация двух компонентов: удовольствия и возбуждения» (там же, с. 1163). Соответственно, данные характеристики могут быть использованы для описания

эмоционального состояния человека, а затем с их помощью возможна реконструкция первоначальной эмоции. На *рисунке 1* представлена схема, предложенная Дж. Расселом для классификации аффективных слов на основе данных параметров (там же, с. 1169), однако, как было отмечено ранее, данная схема может быть использована для дешифровки эмоций ввиду предоставляемой ею возможности числовой характеристики эмоциональных состояний и их размещению в геометрическом пространстве.



*Рисунок 1.* Схема классификации аффективных слов, предложенная Дж. Расселом.  
Источник: Russell, 1980, с. 1169

Однако стоит отметить, что, несмотря на удачное с точки зрения вычислений представление эмоциональных состояний человека, у данного подхода есть и минус. А. В. Адиатуллин, А. Б. Башкович, М. М. Шмонов и Н. В. Галкина (2020) говорят о том, что «на практике описать значительное многообразие человеческих реакций при помощи сочетания всего двух параметров не представляется возможным», и в качестве доказательства они отмечают, что «потенциально может быть сложно различить страх и гнев, так как обе эмоции отрицательны по знаку и довольно интенсивны» (с. 4). Более того, это отмечает и Дж. Рассел, говоря, что, «если в когнитивной репрезентации эмоций существует только два измерения, можно было бы задаться вопросом о способности такой репрезентации определять множество терминов аффекта» (Russell, 1980, с. 1163), однако он также обращает внимание, что эта проблема может быть решена за счет расположения аффективных состояний по кругу. Тем не менее, предложенная Дж. Расселом модель может не быть эффективна в случаях, когда требуется различение довольно близко расположенных эмоций. Но в рамках нашего исследования мы сосредоточились на четырех ключевых эмоциональных состояниях: скука, радость, спокойствие и страх, которые, как видно из расположенного выше *рисунка 1*, находятся в отдельных четвертях двухмерного

пространства. Поэтому предложенная Дж. Расселом классификация эмоций удовлетворяет нашим требованиям.

Для обработки полученных в ходе записи электроэнцефалограмм и анкетирования данных необходимо выбрать модель, обучение которой может дать наиболее высокий результат. Ю. Ю. Гавриленко, Д. Ф. Саада, А. О. Шевченко и Е. А. Ильюшин (2019), говоря о решении задачи классификации на основе данных ЭЭГ, отмечают, что «в существующих исследованиях применяются современные алгоритмы, такие как метод опорных векторов, метод k-ближайших соседей, скрытая марковская модель, нейронные сети, экстремальное машинное обучение» (с. 168). Линейные методы, вне зависимости от того, будут ли они использоваться при решении задач классификации или задач регрессии, не рассматривались нами, так как данные ЭЭГ нелинейны, соответственно, подобные модели не будут эффективны.

Для распознавания эмоций на базе ЭЭГ данных используются различные нелинейные модели. Например, по мнению А. В. Адиатуллина, А. Б. Башковича, М. М. Шмонова и Н. В. Галкиной (2020), рекуррентные нейронные сети являются «наиболее адекватным решением при работе с данными ЭЭГ» (с. 7). Плюсом рекуррентных нейронных сетей служит их возможность работы с внутренней памятью, позволяющей обрабатывать последовательности входных данных. Тем не менее подобные нейронные сети требуют правильно выстроенной архитектуры и, как и все модели на базе нейронных сетей, большого количества временных и вычислительных ресурсов при их обучении. Ввиду данных факторов для нашего исследования мы выбрали многослойный перцептрон – прямую искусственную нейронную сеть, которая не обладает внутренней памятью, однако не является требовательной к архитектуре. Более того, данная модель фигурирует в исследовании Н. Саланкар, П. Мишры и Л. Гарг, где многослойный перцептрон, наряду с методом опорных векторов, «используется для бинарной и многоклассовой классификации эмоций в квадранте валентности, возбуждения, доминирования и симпатии» (Salankar, Mishra, & Garg, 2021), что является подкреплением нашего выбора.

К рекуррентным нейронным сетям обращаются и Ч. Вэй, Л. Чен, Ч. Сун, С. Лу, Д. Ли, однако помимо самих сетей в своей работе они используют «ансамбль методов», который позволил «достичь удовлетворительной идентификации с относительно экономичными вычислительными затратами» (Wei, Chen, Song, Lou, & Li, 2020). Ансамбль методов действительно может улучшить качество прогнозируемых результатов, в том числе, когда ансамбль объединяет простые модели. Соответственно, так как многослойный перцептрон уступает рекуррентным нейронным сетям в возможности обработки серии входных данных, идея ансамблей методов может найти применение в поставленной нами задаче.

Таким образом, электрическая активность мозга, возникающая в процессе передачи информации нейронами, может служить основой для декодирования эмоций, порождаемых мозгом. При этом ключевыми областями мозга, принимающими участие в формировании эмоционального состояния человека, можно считать области, находящиеся вблизи лимбической доли непосредственно под конечным мозгом, что представляет определенные трудности при использовании для регистрации разницы потенциалов электроэнцефалографа, поэтому данный аспект требует внимания при последующем анализе результатов предсказания.

В качестве модели для классификации эмоций в рамках их анализа с помощью математических методов возможно использование двухмерной модели Дж. Рассела, характеризующей эмоции по двум параметрам: возбуждение и валентность, и представляющей их в качестве точек в геометрическом пространстве. Несмотря на размытость границ между определенными эмоциями, данная классификация может использоваться в ряде задач, не требующих выявления слабо различимых эмоциональных состояний.

Для обучения и предсказания эмоций был выбран многослойный перцептрон как компромисс между эффективностью и требовательностью к архитектуре. Также для улучшения результата возможно обращение к ансамблю методов, позволяющих сбалансировать качество нескольких более простых моделей.

### **Методы и дизайн исследования**

Основными методами исследования в нашей работе были функциональное и объектно-ориентированное программирование, генетический метод отбора признаков, классификация данных и машинное обучение.

Решение задачи предсказания эмоций с помощью многослойного перцептрона в рамках нашего исследования состоит из нескольких этапов: предобработка полученных данных электроэнцефалограмм и классификация эмоциональных состояний человека на основе анкетирования, отбор признаков-электродов посредством генетического метода, сравнение результатов, полученных путем комбинирования нескольких моделей, и выявление областей мозга, имеющих значение, по «мнению» модели, для решения поставленной нами задачи распознавания эмоций.

Следует обозначить, что для обработки данных, осуществления машинного обучения и впоследствии предсказания эмоций с помощью многослойного перцептрона, мы обратились к языку программирования Python, широко используемому при работе с большими данными.

Для нашего исследования мы выбрали датасет «Database for Emotion Recognition System – GAMEEMO» (2023), содержащий записи электроэнцефалограмм 28 участников эксперимента. Участники играли в одну из четырех компьютерных игр, каждая из которых должна была провоцировать одно из четырех эмоциональных состояний: скука, страх, спокойствие или радость. Также к данным ЭЭГ приложены анкеты, где участники отмечали интенсивность той или иной эмоции, а также оценивали свое эмоциональное состояние по шкале валентности и возбуждения.

По словам В. Т. Alakus, М. Gonen и I. Turkoglu (2020), опубликовавших данный датасет, использование ЭЭГ записей, фиксирующих электрическую активность мозга в процессе прохождения компьютерных игр, «является новым методом с точки зрения регистрации сигналов мозга», что имеет смысл, так как компьютерные игры позволяют человеку полностью погрузиться в ситуацию, сопровождая повествование визуальным и аудио рядом и давая возможность непосредственно влиять на развитие сюжета. Оказываясь на месте главного героя, человек анализирует ситуацию с точки зрения тех эмоций, которые проживает управляемый им персонаж, а значит можно контролировать переживаемые в данный момент человеком эмоции и фиксировать их, что важно для подобных экспериментов.



Как отмечает П. И. Сотников (2015), первоначальная обработка данных ЭЭГ – это «фильтрация от шумов, удаление артефактов» (с. 218), поэтому для нашего исследования мы выбрали вариант датасета, для которого уже была проведена предобработка.

Соответственно, в качестве признаков, на основе которых будет осуществляться машинное обучение, используются данные об электрической активности мозга с каждого из 14 электродов. В качестве целевых признаков выступали полученные от участников эксперимента оценки о своем эмоциональном состоянии. При этом в рамках нашего исследования мы анализировали две группы оценок отдельно: первая, отражающая интенсивность одной из четырех эмоций (скука, страх, радость, спокойствие) по шкале от 1 до 10; вторая, определяющая эмоции по двухмерной модели Дж. Рассела – возбуждение и валентность (участникам было предложено выбрать данные параметры по визуальным образам, однако мы их рассматриваем с точки зрения шкалы от 1 до 9). Для удобства работы с данными полученные оценки были переведены в формат от 0.0 до 1.0. Затем оценки были соотнесены с данными ЭЭГ в зависимости от участника эксперимента и той игры, в которую он играл. Далее мы разделили полученные фреймы данных (за фрейм считались данные с каждого из электродов спустя определенный временной промежуток, через который фиксировалась электрическая активность мозга) на два датасета – тренировочный (около 2.8 миллиона записей) и тестовый (примерно 1.5 миллиона записей).

Мы не ставили целью классифицировать электрическую активность мозга по эмоциям, которые изначально должны были быть спровоцированы играми, так как в ходе анализа анкет выяснилось, что для каждого из участников эксперимента та или иная игра вызывала разные эмоции. Более того, предсказание эмоциональных состояний человека на базе классификации подразумевало упущение заложенной в оценках участников интенсивности эмоций или параметров двухмерной модели Дж. Рассела, однако для сравнения результатов в *таблице 1* представлена точность предсказания классифицированных с помощью многослойного перцептрона эмоций после обучения на всех признаках-электродах. Полученная нами точность довольно низкая (около 0.37), тем не менее, как отмечают Н. Саланкар, П. Мишра и Л. Гарг, эффективный классификатор может использоваться «для распознавания эмоций/квадрантов на основе сигналов ЭЭГ с исключительной точностью» (Salankar, Mishra, & Garg, 2021), благодаря обращению к другим моделям для решения данной задачи классификации. Еще одной причиной низкого результата может быть небольшое число электродов – об этом пишут Ю. Ю. Гавриленко, Д. Ф. Саада, А. О. Шевченко и Е. А. Ильюшин (2019): «при малом числе электродов на устройстве для регистрации ЭЭГ, произведенная классификация будет обладать очень низкой точностью» (с. 170), на что стоит обратить внимание в дальнейшей работе.

*Таблица 1*

**Использование многослойного перцептрона для решения задачи классификации эмоций**

<b>Эмоция</b>	<b>Точность (precision)</b>
Boring (скука)	0.37875581
Horrible (страх)	0.36628041
Calm (спокойствие)	0.38220026
Funny (радость)	0.36494077

Следовательно, в ходе исследования было принято решение обратиться к задаче регрессии для предсказания числовых значений признаков, то есть интенсивности тех или иных параметров или эмоций. Для сравнения результатов моделей мы использовали две метрики: среднеквадратичную ошибку (*MSE*) при отборе признаков и корень из среднеквадратичной ошибки (*RMSE*) для удобства анализа предсказаний. Данные метрики показывают диапазон, в котором возможно отклонение предсказанного результата от истинного (явно это отражает *RMSE*). Чем меньше значение, тем точнее предсказание.

Прежде чем приступить к отбору признаков, мы обучили модель на всех признаках-электродах, чтобы впоследствии была возможность сравнить результаты, полученные на основе ограниченного числа признаков, с теми, что были получены после обучения на всех признаках. С результатами можно ознакомиться в *таблице 2*, значения были округлены.

Как видно из приведенной таблицы, хуже всего модель определяет страх, однако относительно неплохо справляется с различением параметров двумерной модели – валентности и возбуждения.

*Таблица 2*

**Предсказание эмоций, валентности и возбуждения на основе всех признаков-электродов**

<b>Boring (скука)</b>		<b>Horrible (страх)</b>		<b>Calm (спокойствие)</b>	
<i>MSE</i>	<i>RMSE</i>	<i>MSE</i>	<i>RMSE</i>	<i>MSE</i>	<i>RMSE</i>
.076	.275	.089	.299	.063	.250
<b>Funny (радость)</b>		<b>Valence (валентность)</b>		<b>Arousal (возбуждение)</b>	
<i>MSE</i>	<i>RMSE</i>	<i>MSE</i>	<i>RMSE</i>	<i>MSE</i>	<i>RMSE</i>
.077	.277	.055	.235	.050	.223

Чтобы выявить те области мозга и, соответственно, признаки-электроды, которые с точки зрения модели играют важную роль в предсказании эмоционального состояния человека, и, возможно, улучшить качество предсказания, мы обратились с генетическому методу отбора признаков, используемого в задачах, требующих обработки больших данных.

Суть метода заключается в кодировании псевдослучайным образом комбинаций признаков с помощью нулей и единиц (ноль – признак не учитывается в обучении, единица – признак учитывается в обучении). Данные комбинации воспринимаются как «геномы», присущие тем или иным «особям». Эти особи «скрещиваются» и порождают дочерних «особей», чьи «геномы» подвержены «мутациям» – псевдослучайному изменению одного «гена» на противоположный (то есть, если признак-электрод присутствовал в комбинации, он из нее исключается, и наоборот). В ходе смены поколений остаются самые приспособленные «особи», те, чьи «геномы»-комбинации дают наилучший результат предсказания многослойным перцептроном, измеряемый с помощью среднеквадратичной ошибки.

Изначально мы сгенерировали 20 «особей» и оставили 90% из них с наилучшим показателем приспособленности. Всего было сменено 10 поколений, то есть алгоритм прошел 10 циклов, по истечении которых показатель приспособленности стабилизировался

(это значит, что разница между текущим значением среднеквадратичной ошибки и значениями в предыдущих циклах не превышала 1 %).

В итоге были получены комбинации признаков-электродов, дающих наилучший результат предсказания для каждой из четырех эмоций и для каждого параметра двухмерной модели Дж. Рассела. Результаты представлены в *таблице 3*, значения *MSE* и *RMSE* округлены.

Можно заметить, что значения среднеквадратичной ошибки и корня из среднеквадратичной ошибки, характеризующие качество предсказания эмоциональных состояний, после обучения на меньшем числе признаков-электродов незначительно выше, чем те же самые значения, но после обучения на всех признаках-электродах (в среднем на .001 для *MSE* и на .002 для *RMSE*). Подобное отклонение не сильно влияет на результаты, однако выявленные комбинации признаков-электродов могут использоваться для сравнения областей мозга, задействованных, с точки зрения модели, в обработке либо в порождении данных эмоций.

*Таблица 3*

**Результаты отбора признаков и наилучшие значения предсказания**

<b>Эмоция/параметр</b>	<b>Признаки-электроды</b>	<b><i>MSE</i></b>	<b><i>RMSE</i></b>
Boring (скука)	'AF3', 'AF4', 'F3', 'F4', 'F7', 'FC5', 'FC6', 'O1', 'O2', 'P7', 'T7', 'T8'	.077	.277
Horrible (страх)	'AF3', 'F4', 'F7', 'F8', 'FC6', 'O1', 'O2', 'P7', 'P8', 'T7', 'T8'	.091	.301
Calm (спокойствие)	'AF3', 'AF4', 'F3', 'F4', 'FC6', 'O1', 'O2', 'P8', 'T7', 'T8'	.064	.252
Funny (радость)	'AF4', 'F3', 'F7', 'F8', 'FC5', 'FC6', 'O1', 'O2', 'P7', 'T7', 'T8'	.077	.278
Valence (валентность)	'AF3', 'F3', 'F7', 'F8', 'FC6', 'O1', 'O2', 'P7', 'P8', 'T7', 'T8'	.056	.236
Arousal (возбуждение)	'AF3', 'AF4', 'F4', 'F8', 'FC6', 'O1', 'O2', 'P7', 'T7', 'T8'	.051	.227

**Результаты и дискуссия**

Полученные комбинации электродов можно разместить на схеме, отражающей расположение электродов на голове участников эксперимента. Первоначальная схема взята с сайта производителя «Emotiv Eros X» (EMOTIV, 2023) – нейроинтерфейса, схожего с тем, что использовался при проведении анализируемого в данной работе эксперимента (используемая версия нейроинтерфейса – «Emotiv Eros+»), с отмеченными нами электродами. Все шесть схем представлены на *рисунке 2*.

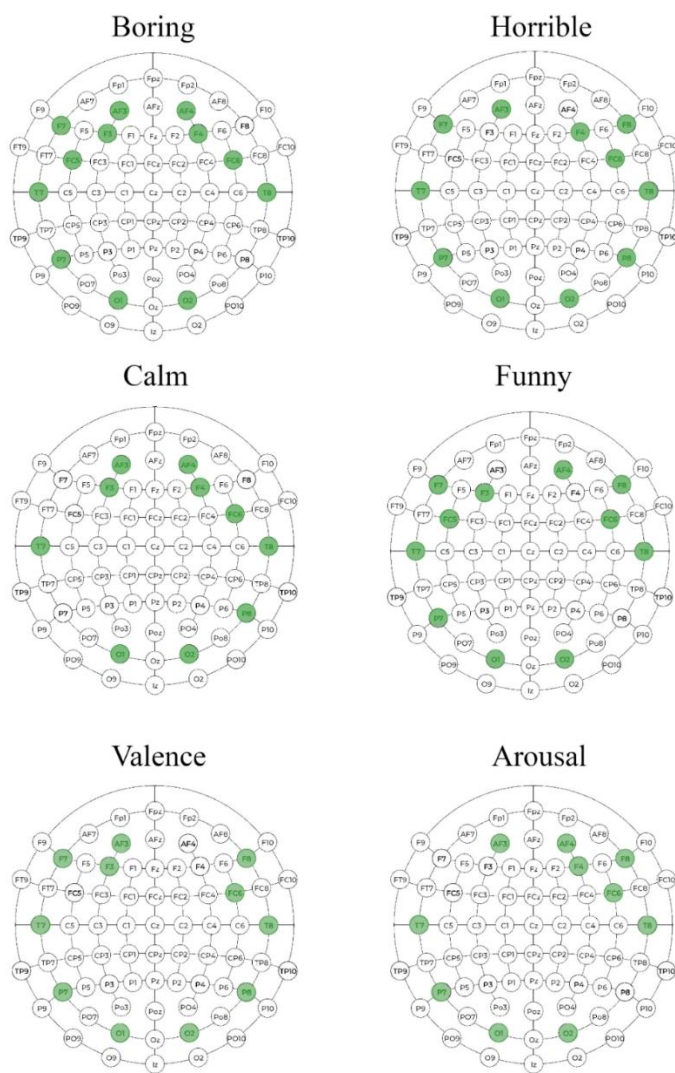


Рисунок 2. Схемы расположения отобранных электродов

Для сравнения полученных паттернов или же схем электродов мы апеллировали к карте цитоархитектонических полей коры больших полушарий головного мозга, созданной К. Бродманом (Brodmann, 1909). Общими у всех комбинаций являются электроды «FC6», «O1» и «O2», «T7» и «T8», находящиеся в области поля 44 в правом полушарии, полей 17-19 и поля 40 соответственно. Поле 44 относится к передним отделам лобной коры, которые, по словам И. Г. Власовой, «связывают с “творческим” мышлением» (Власова, 2012, с. 175), что может быть отсылкой к процессам воображения, присущим прохождению игр, при этом в левом полушарии данное поле, наряду с полем 45, является центром Брока, ответственным за порождение речи, однако в нашем случае это поле обозначено в правом полушарии. Поля 17-19, как отмечает И. Г. Власова, – это «первичная и вторичная зрительная область» (Власова, 2012, с. 173), что логично, так как эксперимент сопровождался визуальным рядом, на обработку которого, вполне возможно, и опиралась модель. Что же касается поля 40, И. Г. Власова пишет, что «теменная ассоциативная область коры больших полушарий (поля 5, 7, 40) участвует в формировании субъективного представления об окружающем пространстве, о нашем теле (“схеме тела”), узнавании (гнозисе) предметов, их распознавании» (Власова, 2012, с. 176), что также коррелирует с процессом прохождения игры.

Если же обратить внимание на распределение электродов по полушариям, то мы можем заметить, что электроды в области левого полушария превалируют для следующих эмоциональных состояний: скука, радость. Соответственно, больше электродов в области правого полушария у страха и спокойствия. Данный результат несколько противоречит выводам И. Н. Конаревой, полученным после анализа процессов обработки мозгом разных музыкальных тональностей: «пьеса в миноре оказывала большее воздействие на мощность колебаний ЭЭГ в левом полушарии, а в мажоре – в правом» (Конарева, 2010, с. 40), однако, как было сказано ранее, деление эмоций было нечетким и выражалось в интенсивности каждой из эмоций: у некоторых участников эксперимента довольно выраженными могли быть сразу несколько эмоций.

Стоит отметить, что, на основе данных общих задействованных областей мозга, в процессе обучения многослойный перцептрон находил соответствия и паттерны не в рамках эмоций, а в рамках сюжета игр – что видел участник эксперимента, о чем он думал, какие именно объекты были перед ним. К подобным выводам можно прийти, если сравнивать полученные схемы на основе данных электроэнцефалографа со схемами, полученными в ходе фМРТ (Bear, 2015), позволяющими выявить активность мозга на разной «глубине» – для эмоциональных состояний «страх» и «радость» у данных схем мало схожих паттернов. То есть, те процессы, которые протекают под конечным мозгом, как мы отметили ранее, слабо различимы на ЭЭГ, и, возможно, по этой причине модель опирается на иные аспекты.

Тем не менее, даже если рассматривать распознавание эмоций через призму косвенных признаков, можно выявить определенные закономерности. Так, если сравнивать отличающиеся паттерны электродов, можно определить две схожих пары эмоций: радость и скука, страх и спокойствие. Стоит заметить, что по модели Дж. Рассела данные пары эмоций диаметрально противоположны, что позволяет обозначить некую связь между отобранными комбинациями электродов и двухмерной моделью классификации эмоций.

Чтобы повысить точность, мы также проанализировали фреймы данных во временных диапазонах (шаг – 1000 фреймов). Полученные графики, отражающие значения *MSE* для каждого диапазона и каждого условия представлены на *рисунках 3-8*.

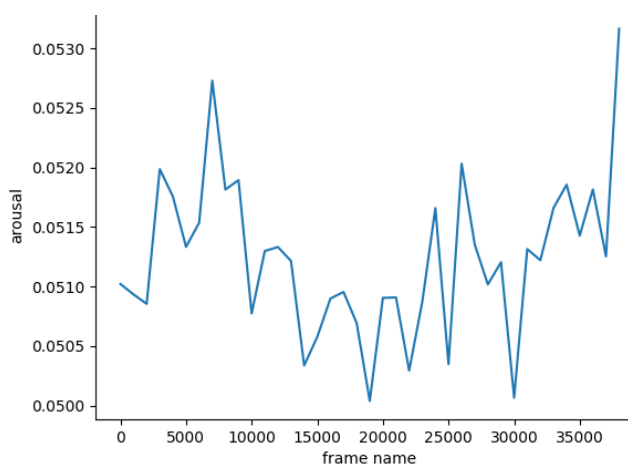


Рисунок 3. Значения *MSE* по диапазонам фреймов для «Arousal»

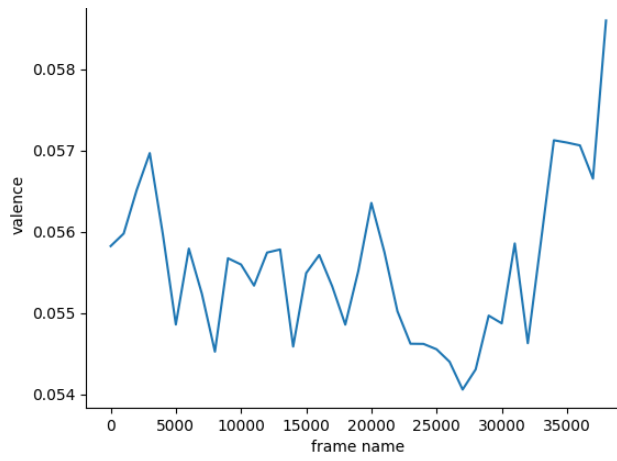


Рисунок 4. Значения MSE по диапазонам фреймов для «Valence»

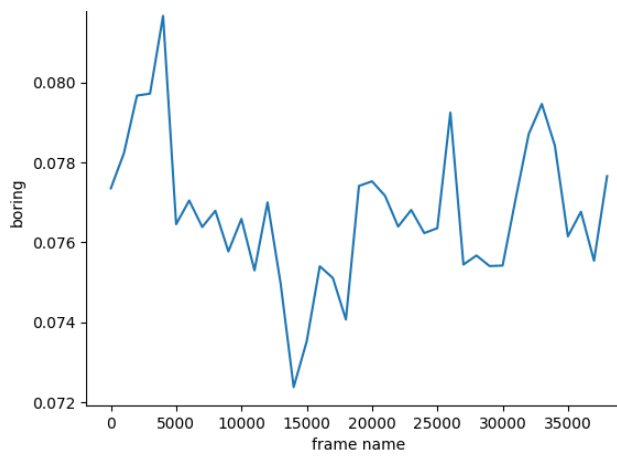


Рисунок 5. Значения MSE по диапазонам фреймов для «Boring»

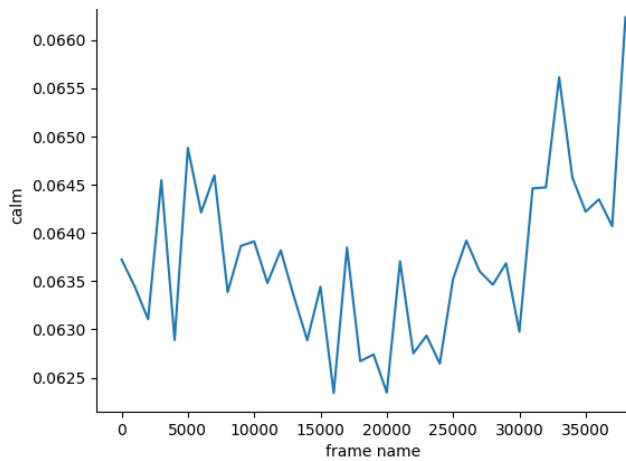


Рисунок 6. Значения MSE по диапазонам фреймов для «Calm»

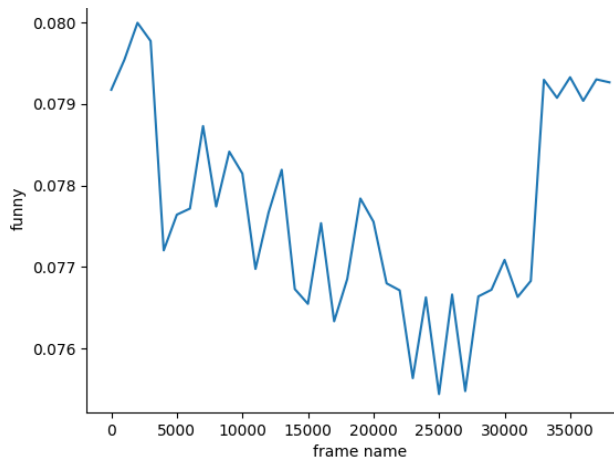


Рисунок 7. Значения  $MSE$  по диапазонам фреймов для «Funny»

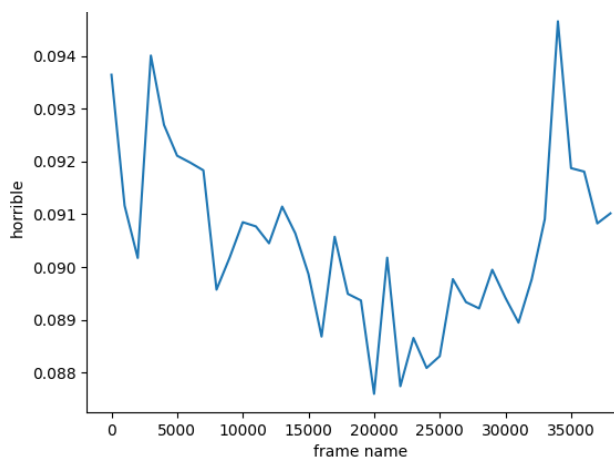


Рисунок 8. Значения  $MSE$  по диапазонам фреймов для «Horrible»

По представленным графикам видно, что значения улучшались в середине эксперимента, либо в определенные моменты, которые мы связываем с обработкой сюжетных поворотов компьютерной игры, во время которых эмоция проявлялась сильнее всего. Так, значения предсказания для «Arousal», «Valence», «Boring», «Calm», «Funny» и «Horrible» в нижней точке удалось улучшить по сравнению с общим предсказанием на 0.001, 0.002, 0.005, 0.015, 0.001 и 0.003 соответственно.

Таким образом,  $RMSE$  для многослойного перцептрона колебалась в радиусе 0.26 после обучения модели на всех признаках-электродах, а значение после обучения на признаках, отобранных с помощью генетического метода, не сильно отличалось от предыдущего.

Однако полученные паттерны электродов для каждой из эмоций и параметров двухмерной модели классификации эмоциональных состояний позволили выяснить, что предсказание многослойного перцептрона основывалось не столько на сигналах, связанных с эмоциями человека, сколько на анализируемых им игровых событиях. Это можно связать с малым количеством электродов, с размытыми границами областей мозга, отвечающих за порождение эмоций, или же с неспособностью нейроинтерфейса, работающего по принципу электроэнцефалографа, зарегистрировать электрическую активность в областях под конечным мозгом.

Тем не менее, предсказание значений эмоций удалось улучшить, обучая модель на определенном диапазоне фреймов. Более того, на основании полученных графиков можно сделать вывод об изменении интенсивности и характера эмоции в разных временных промежутках эксперимента.

### **Заключение**

Проведя данное исследование, мы пришли к выводу, что распознавание эмоциональных состояний человека на основе данных электроэнцефалограмм возможно при использовании нелинейных моделей предсказания при решении задачи регрессии. При этом в качестве целевых признаков могут использоваться как оценки выраженности той или иной эмоции, так и значения параметров двухмерной модели классификации эмоций, предложенной Дж. Расселом – возбуждения и валентности.

Генетический метод отбора признаков был успешно применен для выявления признаков-электродов, комбинация которых дает наилучший результат метрик *MSE* и *RMSE* в рамках ограниченного числа признаков. Более того, с его помощью мы выяснили, что многослойный перцептрон при предсказании опирался на сигналы мозга, что было вызвано обработкой визуального ряда, сопровождавшего прохождение игр, а не на сигналы, порожденные формированием эмоций. Однако данный аспект требует дополнительного изучения ввиду неоднозначности определения лимбической системы как единственного источника порождения эмоций.

Тем не менее, одним из способов достижения более высоких показателей точности является использование предсказания многослойным перцептроном эмоций в рамках определенных диапазонов фреймов.

В перспективе возможно внедрение обученных моделей в системы декодирования процессов внутреннего проговаривания для распознавания эмоционального окраса внутренней речи, а также их применения в других системах, расширяющих возможности нейроинтерфейсов «мозг-компьютер».

### **Благодарности**

Авторы выражают благодарность научным консультантам за их помощь в редактировании и дополнении статьи, а также за их поддержку и вдохновение на ее создание: Лыковой Надежде Николаевне и Ушаковой Ольге Михайловне.

### **Литература**

- Агаджанян, Н. А., Власова, И. Г., Ермакова, Н. В., Торшин, В. И. (2014). *Основы физиологии человека* (Т. 2). Москва: РУДН.
- Адиатуллин, А. В., Башкович, А. Б., Шмонов, М. М., Галкина, Н. В. (2020). Разработка алгоритма распознавания эмоциональных реакций при просмотре рекламных роликов по данным ЭЭГ. *Практический маркетинг*, 4(278), 3–10. <https://doi.org/10.24411/2071-3762-2020-10018>
- Гавриленко, Ю. Ю., Саада, Д. Ф., Шевченко, А. О., Ильюшин, Е. А. (2019). Обзор методов распознавания внутреннего проговаривания на основе данных электроэнцефалограммы. *Современные информационные технологии и ИТ-образование*, 15(1), 164–171. <https://doi.org/10.25559/SITITO.15.201901.164-171>



- Конарева, И. Н. (2010). Изменения электроэнцефалограммы и эмоционального состояния под влиянием прослушивания музыки. *Ученые записки Крымского федерального университета имени В. И. Вернадского. Серия: Биология. Химия*, 23(62), 40–47. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=25447451&ysclid=lq6gchifvp657917263>
- Лурия, А. Р. (1979). *Язык и сознание*. Москва: Издательство Московского университета.
- Сотников, П. И. (2015). Выбор оптимальных частотных диапазонов сигнала электроэнцефалограммы в интерфейсе мозг-компьютер. *Машиностроение и компьютерные технологии*, 6, 217–234. <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=23852910&ysclid=lq6gdmj8ne601618346>
- Успенский, Б. А. (2007). *Ego Loquens: Язык и коммуникационное пространство*. Москва: Российск. гос. гуманит. ун-т.
- Черный, С. В., Коваленко, А. А., Павленко, В. Б. (2006). Особенности обработки эмоционально окрашенной информации у человека по данным вероятностной ЭЭГ – томографии. *Ученые записки Крымского федерального университета имени В. И. Вернадского. Серия: Биология. Химия*, 19(4), 201–206. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/osobennosti-obrabotki-emotsionalno-okrashennoy-informatsii-u-cheloveka-po-dannym-veroyatnostnoy-eeeg-tomografii>
- Alakus, B. T., Gonen, M., & Turkoglu, I. (2020). Database for an emotion recognition system based on EEG signals and various computer games – GAMEEMO. *Biomedical Signal Processing and Control*, 60, 101951. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.101951>
- Bear, M. F., Connors, B. W., & Paradiso, M. A. (2015). *Neuroscience: Exploring the Brain* (4th ed.). Wolters Kluwer.
- Brodmann, K. (1909). *Vergleichende Lokalisationslehre der Grosshirnrinde in ihren Prinzipien dargestellt auf Grund des Zellenbaues* [Сравнительная теория картирования коры головного мозга и ее принципы, изложенные на основе строения головного мозга на клеточном уровне]. Leipzig: Barth. [In German]. Retrieved from <https://archive.org/details/b28062449/mode/2up>
- Database for Emotion Recognition System – GAMEEMO [Dataset]. (2023). Retrieved from <https://www.kaggle.com/datasets/sigfest/database-for-emotion-recognition-system-gameemo>
- EMOTIV. (2023). *Emotiv Epos X* [User Manual]. Retrieved from <https://emotiv.gitbook.io/epoc-x-user-manual/introduction/introduction-to-epoc-x/coverage>
- Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6), 1161–1178. <http://dx.doi.org/10.1037/h0077714>
- Salankar, N., Mishra, P., & Garg, L. (2021). Emotion recognition from EEG signals using empirical mode decomposition and second-order difference plot. *Biomedical Signal Processing and Control*, 65, 102389. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102389>
- Wei, Ch., Chen, L., Song, Zh., Lou, X., & Li, D. (2020). EEG-based emotion recognition using simple recurrent units network and ensemble learning. *Biomedical Signal Processing and Control*, 58, 101756. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.101756>

**Об авторах:**

**Шлычкова Елизавета Олеговна**, студент, Тюменский государственный университет, Тюмень, Россия; E3286@yandex.ru

**Шевляков Артём Николаевич**, доктор физико-математических наук, профессор, кафедра программного обеспечения, Тюменский государственный университет, Тюмень, Россия; <https://orcid.org/0000-0002-5338-6264>; a.n.shevlyakov@utmn.ru

**About the authors:**

**Shlychkova Elizaveta O.**, Student, University of Tyumen, Tyumen, Russia; E3286@yandex.ru

**Shevlyakov Artem N.**, Doctor in Physical and Mathematical Sciences, Professor, Department of Software, University of Tyumen, Tyumen, Russia; <https://orcid.org/0000-0002-5338-6264>; a.n.shevlyakov@utmn.ru