

## Методы оценки изменения настроения при дистанционном обучении с помощью методов глубокого обучения

Д. О. Ермолина, П. В. Никитин\*

ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации», г. Москва, Российская Федерация

125993, Российская Федерация, ГСП-3, г. Москва, Ленинградский пр., д. 49

\* pvnikitin@fa.ru

### Аннотация

Время психических расстройств продолжает расти и оказывать заметное влияние на системы здравоохранения по всему миру. Оно влечет за собой серьезные последствия для социальной сферы и экономики. В отличие от физических заболеваний, проблемы психического состояния часто не получают должного внимания. Очень важно проводить диагностику и своевременное лечение до того, как это может обрести серьезный характер. Однако существующие методы диагностики основываются на субъективных оценках экспертов, что делает лечение сложными и дорогостоящими. В данной статье представлен обзор технологий искусственного интеллекта (ИИ) и его применения в здравоохранении, обзор последних оригинальных исследований в области ИИ, посвященных психическому здоровью, и обсуждение того, как ИИ может дополнить современную модель дистанционного обучения, нацеленную на контроль эмоционального состояния обучающихся, а также области, требующие дополнительных исследований. Были проанализированы исследования, в которых использовались видеозаписи, снятые с помощью различных устройств, и фотографии для прогнозирования и классификации психических заболеваний, включая депрессию, расстройства настроения (аффективные расстройства) и другие, а также разных уровней стресса. В совокупности эти исследования показали высокую точность и предоставили отличные примеры потенциала ИИ в области психического здоровья. Большинство из них следует рассматривать как ранние пробные работы, демонстрирующие потенциал использования алгоритмов машинного обучения для решения проблем психического здоровья. Однако, необходимо проявлять осторожность, чтобы избежать неверной интерпретации предварительных результатов и не нарушать этических границ.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, глубокое обучение, выражение лица, психическое здоровье, обнаружение стресса

*Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.*

**Для цитирования:** Ермолина, Д. О. Методы оценки изменения настроения при дистанционном обучении с помощью методов глубокого обучения / Д. О. Ермолина, П. В. Никитин. – DOI 10.25559/SITITO.17.202103.749-756 // Современные информационные технологии и ИТ-образование. – 2021. – Т. 17, № 3. – С. 749-756.

© Ермолина Д. О., Никитин П. В., 2021



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.  
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.



## Methods for Assessing Mood Changes in Remote Learning With Deep Learning Techniques

D. O. Ermolina, P. V. Nikitin\*

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation  
49 Leningradskiy prospect, Moscow 125993, GSP-3, Russian Federation

\* pvnikitin@fa.ru

### Abstract

The burden of mental disorders continues to grow and has a marked impact on health systems around the world. It has serious social and economic consequences. Unlike physical illnesses, mental health problems are often overlooked. It is very important to get a diagnosis and timely treatment before it can become serious. However, current diagnostic methods are based on subjective assessments by experts, making treatment difficult and costly. This article provides an overview of artificial intelligence (AI) technology and its applications in health care, a review of recent original AI research on mental health, and a discussion of how AI can complement the current distance learning model aimed at monitoring the emotional state of learners, as well as areas for additional research. Several studies were reviewed that used videos captured with various devices and pictures to predict and classify mental illnesses including depression, mood disorders (affective disorders) and others as well as different levels of stress. Collectively, these studies have shown high accuracy and have provided excellent examples of AI's potential in the mental health field. Most of these should be seen as early trial work demonstrating the potential of using machine learning algorithms to address mental health problems. However, caution is necessary in order to avoid misinterpreting preliminary results and not to violate ethical boundaries.

**Keywords:** artificial intelligence, deep learning, facial expression, mental health, stress detection

*The authors declare no conflict of interest.*

**For citation:** Ermolina D.O., Nikitin P.V. Methods for Assessing Mood Changes in Remote Learning With Deep Learning Techniques. *Sovremennye informacionnye tehnologii i IT-obrazovanie = Modern Information Technologies and IT-Education*. 2021; 17(3):749-756. DOI: <https://doi.org/10.25559/SITI-T0.17.202103.749-756>



## Введение

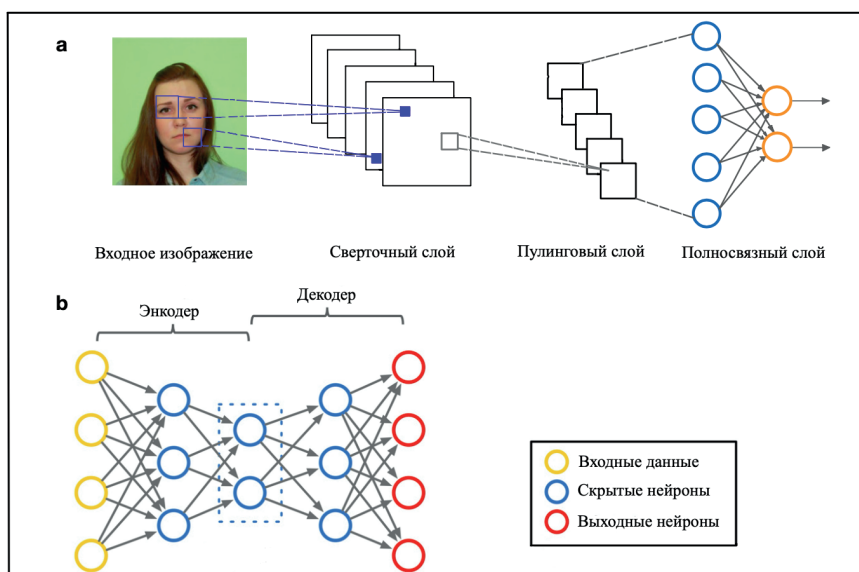
Время психических расстройств продолжает расти и оказывать заметное влияние на системы здравоохранения по всему миру. Оно влечет за собой серьезные последствия для социальной сферы, прав человека и экономики [1]. По некоторым данным, до 40% населения России имеют признаки какого-либо нарушения психической деятельности. На долю же лиц, нуждающихся в систематической психиатрической помощи, приходится 3-6% всего населения<sup>1</sup>. Согласно исследованию, проведенному международной компанией по сбору и анализу данных Statista в 2021 году, Россия находится на четвертом месте в рейтинге стран по числу жителей, которые испытывали проблемы с ментальным здоровьем, такие как депрессия, стресс и тревожность, в течение последних 12 месяцев<sup>2</sup>. После вспышки коронавируса в 2019 году (COVID-19), вирус стал предметом международной озабоченности, что привело к принятию ряда мер, результаты которых отразились на психологическом состоянии людей. Согласно исследованию, опубликованному в *The Lancet Psychiatry* [2], около 34% пациентов, перенесших коронавирус, отмечают у себя симптомы психических расстройств в течение минимум полугода после выздоровления. Наиболее распространенными диагнозами стали тревожность и расстройство личности. Кроме того, проведенное исследование, также опубликованное научным журналом *The Lancet* [3], сообщило о вреде изоляции, которая может привести к различным психологическим последствиям: от повышенного уровня тревожности, бессонницы и эмоциональной нестабильности до посттравматического синдрома (ПТСР) и депрессии.

В марте 2016 года министерство науки и высшего образования РФ рекомендовало вузам организовать обучение студентов дистанционно в целях профилактики коронавируса. Исследование о влиянии дистанционного обучения на эмоциональное состояние учащихся [4], показало, что, по сравнению с учебой в очном формате, ученики с онлайн формой обучения вели более сидячий образ жизни, 85,8% испытывали тревогу и стресс, хотя и в большинстве случаев эти симптомы были легкими (63,3%). Чтобы лучше понимать состояния психического здоровья и обеспечить возможность своевременной помощи, ранняя диагностика является необходимым этапом. В последние годы алгоритмы глубокого обучения продемонстрировали превосходные результаты во многих сферах, включая здравоохранение и психиатрию в частности [5-7].

Использование методов искусственного интеллекта дает возможность разрабатывать более совершенные средства скрининга для предварительной диагностики и построить модели риска для определения предрасположенности к развитию психического заболевания у человека [8]. На данном этапе технологии искусственного интеллекта можно рассматривать как вспомогательную альтернативу, которую можно использовать для контроля эмоционального состояния и выявления изменений, а также для получения рекомендаций [5; 9-10].

## Цель исследования

Цель данного исследования заключается в рассмотрении возможных методов анализа данных с помощью моделей глубокого обучения для определения эмоционального состояния человека.



Р и с. 1. Примеры глубоких нейронных сетей  
F i g. 1. Examples of Deep Neural Networks

<sup>1</sup> Об утверждении плана мероприятий по реализации Стратегии развития здравоохранения в Российской Федерации на период до 2025 года: ут. распоряжением Правительства РФ от 28 ноября 2020 г. № 3155-р [Электронный ресурс]. URL: <https://base.garant.ru/74979711> (дата обращения: 23.08.2021).

<sup>2</sup> Jenik S. How Common are Depression, Stress and Anxiety? [Электронный ресурс] // Statista. Jun 1, 2021. URL: <https://www.statista.com/chart/24978/share-of-respondents-having-experienced-mental-health-problems-during-the-past-year> (дата обращения: 23.08.2021).



## Глубокое обучение. Архитектура основных моделей

Глубокое обучение (Deep Learning, DL) – метод машинного обучения, направленный на создание сквозного механизма, который получает входные данные и непосредственно соединяет с выходными через многослойную сетевую структуру, которая способна улавливать скрытые закономерности в наборе данных. Глубокое обучение обрабатывает сложные данные через множество скрытых слоев, используя искусственные нейронные сети (ИНС, компьютерные программы, построенные на образе мышления человека) [11]. Глубокое обучение идеально подходит для обнаружения сложных структур в многомерных данных. Кроме изображений, такую технологию успешно применяют при обработке естественного языка. Например, при обработке записей, которые хранятся в электронных медицинских картах [12] или клинических и неклинических данных, предоставленных пациентами [13]. В этом разделе кратко будут рассмотрены некоторые популярные архитектуры моделей глубокого обучения, такие как сверточная нейронная сеть и автоэнкодер.

### Сверточные нейронные сети

Сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Network, CNN) – это особый тип нейронной сети глубокого обучения, изначально разработанный для анализа изображений [14], где каждый пиксель соответствует определенному входному измерению, описывающему изображение. CNN также сопоставляет входные данные (пиксели изображения) с соответствующей целью (например, определением класса изображения) с помощью слоев нелинейных преобразований. Различные комбинации слоев свертки, активации и пулинга образуют разные архитектуры CNN (рис. 1а). Из-за различных характеристик изображений CNN продемонстрировала лучшие результаты во многих задачах компьютерного зрения [15]. Из этого следует, что модели CNN перспективны в обработке клинических изображений и изображений выражения лица и могут использоваться для выявления заболеваний психики.

### Автоэнкодер

Автоэнкодер – это нейронная сеть, направленная на обучение новым представлениям данных, которые восстанавливают исходные данные на выходе [16]. Автоэнкодер состоит из двух компонентов (рис. 1б): энкодер  $h = g(x)$ , который переводит входной сигнал в его представление и декодер  $x = f(h)$ , который восстанавливает этот сигнал по его представлению. Параметры автоэнкодера подбираются в процессе обучения сети путем минимизации функции потерь. Таким образом, автоэнкодер описывается функцией  $x = f(g(x))$ .

Автоэнкодер продемонстрировал высокое качество работы в процессе извлечения значимых признаков из необработанных данных без какой-либо дополнительной информации о наблюдениях.

## Оценка качества

Во всех рассмотренных работах в качестве основной метрики оценки качества работы модели был использован показатель ассигасы, который описывает общую точность предсказания модели по всем классам. Существуют разные метрики для оценки работы модели классификации, которые применяются в разных ситуациях. В случае идентификации наличия отклонений или их отсутствия, эти события имеют одинаковую важность. Поэтому этот показатель и был использован. Он рассчитывается как отношение количества правильных прогнозов к их общему количеству:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN},$$

где TP – истинно предсказанный положительный класс, TN – истинно предсказанный отрицательный класс, FP – ложно предсказанный положительный класс, FN – ложно предсказанный отрицательный класс.

### Обзор исследований

В процессе отбора обозреваемой литературы были выбраны относительно новые исследования, проведенные в период с 2017-2020 гг. В основном с помощью PubMed и Web of Science были выбраны исследования, которые удовлетворяли поисковым критериям.

Вышеупомянутые исследования показали, что алгоритмы глубокого обучения могут быть использованы в анализе нейроизображений с целью выявления проблем, связанных с эмоциональным и психическим состоянием, что, в свою очередь, может облегчить диагностику заболеваний [22-25]. Первые четыре исследования, упомянутые в таблице, были проведены на базе работы только с видеоданными, без добавления аудио сигналов. Были использованы фотографии и видео лиц участников, снятых в процессе, когда люди реагировали на различные раздражители. Кроме того, все данные были получены заранее, а не в режиме реального времени.

Находясь в ситуации, когда дистанционное обучение становится неотъемлемой частью нашей жизни, проблема распознавания отклонений в поведении и настроении должна решаться методами, которые способны анализировать данные в реальное время или с незначительной задержкой. Кроме того, большой потенциал хранят в себе движения рук и положения головы, с помощью которых можно распознать эмоциональное состояние, стресс и определить уровень концентрации.

Одна из работ, рассмотренных в таблице, фокусируется на макроскопических движениях мимики лица [18]. Для того, чтобы положение головы не влияло на анализ, было решено привести отмеченные точки к общей системе координат:

$$P' = \frac{P - origin(v1, v2)}{|v3|},$$

где P – изначальная система координат, P' – новая система координат после нормализации, v1 – расстояние между ноздрями, v2 – длина носовой перегородки, v3 – расстояние между глазами. Таким образом, проблема маркировки получаемых изображений из видеопотока может быть решена таким образом.



Таблица 1. Обзор исследований  
Table 1. Review of studies

Авторы	Данные	Модели	Метрики	Результаты
Джайсвал и другие, 2017 [17]	Видеозаписи участников с расстройством аутистического спектра (РАС) и синдрома дефицита внимания и гиперреактивности (СДВГ) из контрольной группы, записанные с помощью современных RGBD сенсоров.	CNN	ACC = 0.96	Новый полностью автоматический подход для прогнозирования СДВГ и РАС по видеозаписям. Установление взаимосвязи между выражением лица, жестами и нейросостояниями.
Хонг и другие, 2018 [18]	Выражения лиц участников с биполярным расстройством, депрессией и из контрольной группы, вызванные эмоциональными видеоклипами.	LSTM и Автоэнкодер	ACC = 0.677	Представлен подход к классификации аффективных расстройств с помощью колебаний лицевых мускулов.
Давуд и другие, 2018 [19]	Сбор данных о мимике, движениях головы и взгляда с помощью веб-камер студентов с синдромом Аспергера и без.	CNN и LSTM	ACC = 0.901	Были распознаны аффективно-когнитивные состояния студентов с синдромом Аспергера в режиме реального времени.
Прасетио и другие, 2018 [20]	Были собраны фотографии лиц участников с разным уровнем стресса. Каждое изображение разделено на три части (глаза, нос, рот). Отдельно обрабатывался каждый из извлеченных признаков.	CNN	ACC = 0.959	Новый метод распознавания стресса по трем классам (отсутствие стресса, низкий уровень, высокий уровень) по фронтальному изображению лица.
Линг и другие, 2020 [21]	Видеозапись участников, собранные с помощью инфракрасных камер при просмотре различных видеоклипов.	Двухуровневая сеть (TSDNet) с использованием Resnet и LSTM	ACC = 0.854	Представлена двухуровневая сеть обнаружения стресса на основе видео (TSDNet), в которой используются выражений лица и движения для идентификации стресса.

Извлечение признаков из видео данных может осуществляться по-разному в зависимости от цели исследования. В работе [19], в которой исследовались аффективные состояния студентов с синдромом Аспергера и расстройством аутистического спектра, было решено сфокусироваться на мимике, движениях головы и взгляде.

Исследователи специальный трекер, который разбивал каждое видео на фрагменты и обрабатывал его кадр за кадром, назначая выходные данные – пространственные значения для моделей лица (2D и 3D), а также 18 блоков единиц, характеризующих движения (AU – action-unit). В исследовании использовались такие характеристики, как:

1. Оси вращения головы в трехмерном пространстве с началом координат в центре 3D-модели головы.
2. Вектор взгляда левого глаза, углы поворота в трехмерном пространстве.
3. Вектор взгляда правого глаза, углы поворота в трехмерном пространстве.

Для каждого AU была использована шкала интенсивности эмоций от 0 до 5, где 0 – минимум интенсивности, 5 – максимум. Например, для блока с нижней челюстью 0 – расслабленное состояние рта, 1 – легкая улыбка, а 5 – эмоциональный смех.

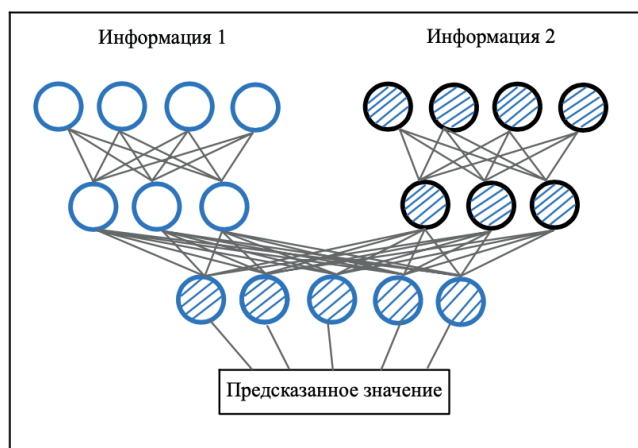
В другом исследовании [21] помимо анализа области лица, были также использованные данные о движениях тела и головы. Был разработан метод взвешенной интеграции, при котором определялся вклад признаков, извлеченных из изображений лица и отдельно из изображений положения рук и тела. Далее их включили в качестве весов в двухуровневую модель для идентификации стресса.

## Перспективы

Область психического здоровья многогранна. Изменения эмоционального фона могут сопровождаться множеством факторов, включая в себя как генетическую предрасположенность, так и социальные факторы. Из-за гетерогенности области исследования необходимо изучать проблему ментального здоровья с различных точек зрения. Такие факторы, как генетическая предрасположенность, биохимический анализ, общая клиническая картина давно используются в диагностике в специализированных учреждениях. Но не стоит забывать про мимику, движения тела, тональность голоса и манера речи, а также поведение в интернет-пространстве (написание постов, использование триггер-слов, качество слога, фиксация на



определенной тематике и тому подобное). В этом контекста были разработаны модели мультимодального глубокого обучения (рис. 2). Использование такого подхода позволяет учитывать различные аспекты, которые могут взаимно влиять друг на друга. Иерархическая структура позволяет строить модели для каждой категории информации отдельно, а потом объединять их с помощью конечного полносвязного слоя. Таким образом, что все параметры будут вносить свой вклад в предсказание.



Р и с. 2. Мультимодальная модель глубокого обучения  
F i g. 2. Multimodal deep learning model

Все большее количество исследователей прибегает к использованию мультимодальных моделей глубокого обучения. В исследовании [26] была представлена мультимодальная система распознавания депрессии, состоящая из моделей сверточной нейронной (DCNN) и глубокой нейронной сети (DNN). Исследователи предложили мультимодальную модель для объединения аудио- и видеоданных для распознавания депрессии. Качество работы было на 39% лучше, чем у унимодальной модели.

Из результатов рассмотренных исследований можно сделать вывод, что с помощью анализа видеоданных и фотографий можно выявить отдельные маркеры изменения настроения, а также предсказать состояние психического здоровья.

## Заключение

Несмотря на многообещающие результаты, остаются проблемы в области разработки моделей глубокого обучения. Одна из основных заключается в сложности соединения аудио- и видео данных. Кроме того, не хватает «эмоциональных ярлыков» для видео данных. Помимо улучшения наборов данных, альтернативным способом решения этой проблемы является использование трансферного обучения [27-28], которое переносит знания, полученные на одном наборе данных на целевой набор данных. Также важно отметить, что без клинического руководства разработанные модели имеют ограниченную область применения.

Для ответственного применения технологий ИИ крайне важно, чтобы алгоритмы, используемые для прогнозирования

или диагностики, были точными и не приводили к повышению риска для пациентов. Более того, те, кто участвует в принятии решений о выборе, тестировании, внедрении и оценке технологий ИИ, должны быть осведомлены об этических проблемах, в том числе и о возможности получения необъективных результатов. Очевидно, что существует необходимость внедрять этические нормы в развитие ИИ через будущие исследования.

Хотя данные исследования и сопровождаются некоторыми ограничениями, нельзя переоценить их важность, особенно в период повсеместного использования технологий дистанционного обучения. Как уже было отмечено, изоляция включает в себя серьезные ограничения для повседневной деятельности человека, что, в свою очередь, неизбежно отражается на его эмоциональном состоянии. Диагностика на начальном этапе играет важную роль, и возможность такой диагностики могут обеспечить методы глубокого обучения.

## References

- [1] LJames S., et al. Global, regional, and national incidence, prevalence, and years lived with disability for 354 diseases and injuries for 195 countries and territories, 1990-2017: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017. *The Lancet*. 2018; 392(10159):1789-1858. (In Eng.) DOI: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)32279-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)32279-7)
- [2] Taquet M., Geddes J.R., Husain M., Luciano S., Harrison P.J. 6-month neurological and psychiatric outcomes in 236 379 survivors of COVID-19: a retrospective cohort study using electronic health records. *The Lancet. Psychiatry*. 2021; 8(5):416-427. (In Eng.) DOI: [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(21\)00084-5](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(21)00084-5)
- [3] Brooks S.K., Webster R.K., Smith L.E., Woodland L., Wessely S., The psychological impact of quarantine and how to reduce it: rapid review of the evidence. *The Lancet*. 2020; 395(10227):912-920. (In Eng.) DOI: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30460-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30460-8)
- [4] Lischer S., Safi N., Dickson C. Remote learning and students' mental health during the Covid-19 pandemic: A mixed-method enquiry. *PROSPECTS*. 2021. p. 1-11. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1007/s11125-020-09530-w>
- [5] Durstewitz D., Koppe G., Meyer-Lindenberg A. Deep neural networks in psychiatry. *Molecular Psychiatry*. 2019; 24:1583-1598. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1038/s41380-019-0365-9>
- [6] Dwyer D.B., Falkai P., Koutsouleris N. Machine Learning Approaches for Clinical Psychology and Psychiatry. *Annual Review of Clinical Psychology*. 2018; 14:91-118. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-032816-045037>
- [7] Lovejoy C.A., Buch V., Maruthappu M. Technology and mental health: The role of artificial intelligence. *European Psychiatry*. 2019; 55:1-3. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eurpsy.2018.08.004>
- [8] Shatte A.B.R., Hutchinson D.M., Teague S.J. Machine learning in mental health: a scoping review of methods and applications. *Psychological Medicine*. 2019; 49(9):1426-1448. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1017/S0033291719000151>
- [9] Miotto R., Wang F., Wang S., Jiang X., Dudley J.T. Deep learn-



- ing for healthcare: review, opportunities and challenges. *Briefings in Bioinformatics*. 2017; 19(6):1236-1246. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1093/bib/bbx044>
- [10] Giannakakis G., Padiaditis M., Manousos D., Kazantzaki E., Chiarugi F., Simos P.G., Marias K., Tsiknakis M. Stress and anxiety detection using facial cues from videos. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2017; 31:89-101. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2016.06.020>
- [11] Miotto R., Wang F., Wang S., Jiang X., Dudley J.T. Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges. *Briefings in Bioinformatics*. 2017; 19(6):1236-1246. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1093/bib/bbx044>
- [12] Shickel B., Tighe P.J., Bihorac A., Rashidi P. Deep EHR: A Survey of Recent Advances in Deep Learning Techniques for Electronic Health Record (EHR) Analysis. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. 2018; 22(5):1589-1604. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2017.2767063>
- [13] Calvo R.A., Milne D.N., Hussain M.S., Christensen H. Natural language processing in mental health applications using non-clinical texts. *Natural Language Engineering*. 2017; 23(5):649-685. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1017/S1351324916000383>
- [14] Murphy K.P. Machine Learning: A Probabilistic Perspective. MIT Press, Cambridge, Massachusetts; 2012. 1104 p. (In Eng.)
- [15] Lecun Y., Bottou L., Bengio Y., Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition *Proceedings of the IEEE*. 1998; 86(11):2278-2324. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/5.726791>
- [16] Liou C., Cheng W., Liou J., Liou D. Autoencoder for words. *Neurocomputing*. 2014; 139:84-96. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2013.09.055>
- [17] Jaiswal S., Valstar M.F., Gillott A., Daley D. Automatic Detection of ADHD and ASD from Expressive Behaviour in RGBD Data. *2017 12th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2017)*. IEEE Press, Washington, DC, USA; 2017. p. 762-769. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/FG.2017.95>
- [18] Su M.H., Wu C.H., Huang K.Y., Hong Q.B., Wang H.M. Exploring microscopic fluctuation of facial expression for mood disorder classification. *2017 International Conference on Orange Technologies (ICOT)*. IEEE Press, Singapore; 2017. p. 65-69. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/ICOT.2017.8336090>
- [19] Dawood A., Turner S., Perepa P. Affective Computational Model to Extract Natural Affective States of Students With Asperger Syndrome (AS) in Computer-Based Learning Environment. *IEEE Access*. 2018; 6:67026-67034. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2879619>
- [20] Prasetyo B.H., Tamura H., Tanno K. The Facial Stress Recognition Based on Multi-histogram Features and Convolutional Neural Network. *2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. IEEE Press, Miyazaki, Japan; 2018. p. 881-887. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/SMC.2018.00157>
- [21] Zhang H., Feng L., Li N., Jin Z., Cao L. Video-based stress detection through deep learning. *Sensors*. 2020; 20(19):5552. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.3390/s20195552>
- [22] Janssen R.J., Mourão-Miranda J., Schnack H.G. Making Individual Prognoses in Psychiatry Using Neuroimaging and Machine Learning. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*. 2018; 3(9):798-808. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2018.04.004>
- [23] Luxton D.D. Artificial intelligence in psychological practice: Current and future applications and implications. *Professional Psychology: Research and Practice*. 2014; 45(5):332-339. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1037/a0034559>
- [24] Mohr D., Zhang M., Schueller S.M. Personal sensing: understanding mental health using ubiquitous sensors and machine learning. *Annual Review of Clinical Psychology*. 2017; 13:23-47. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-032816-044949>
- [25] Iniesta R., Stahl D., McGuff P. Machine learning, statistical learning and the future of biological research in psychiatry. *Psychological Medicine*. 2016; 46(12):2455-2465. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1017/S0033291716001367>
- [26] Yang L., Jiang D., Han W., Sahli H. DCNN and DNN based multi-modal depression recognition. *2017 Seventh International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII)*. IEEE Press, San Antonio, TX, USA; 2017. p. 484-489. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/ACII.2017.8273643>
- [27] Erickson B.J., Korfiatis P., Akkus Z., Kline T.L. Machine Learning for Medical Imaging. *RadioGraphics*. 2019; 37(2):505-515. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1148/rg.2017160130>
- [28] Razzak M.I., Naz S., Zaib A. Deep Learning for Medical Image Processing: Overview, Challenges and the Future. In: Ed. by N. Dey, A. Ashour, S. Borra. Classification in BioApps. *Lecture Notes in Computational Vision and Biomechanics*. 2018; 26:323-350. Springer, Cham. (In Eng.) DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-65981-7\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-319-65981-7_12)

Поступила 23.08.2021; одобрена после рецензирования  
20.09.2021; принята к публикации 25.09.2021.  
Submitted 23.08.2021; approved after reviewing 20.09.2021;  
accepted for publication 25.09.2021.

#### Об авторах:

**Ермолина Дарья Олеговна**, студент департамента анализа данных и машинного обучения, ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации» (125993, Российская Федерация, ГСП-3, г. Москва, Ленинградский пр., д. 49), **ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9362-8574>**, dsh.errrm@gmail.com

**Никитин Петр Владимирович**, доцент департамента анализа данных и машинного обучения, ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации» (125993, Российская Федерация, ГСП-3, г. Москва, Ленинградский пр., д. 49), кандидат педагогических наук, доцент, **ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8866-5610>**, pvnikitin@fa.ru

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.



**About the authors:**

**Daria O. Ermolina**, student of the Department of Data Analysis and Machine Learning, Financial University under the Government of the Russian Federation (49 Leningradskiy prospect, Moscow 125993, GSP-3, Russian Federation), **ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9362-8574>**, [dsh.errrm@gmail.com](mailto:dsh.errrm@gmail.com)

**Petr V. Nikitin**, Associate Professor of the Department of Data Analysis and Machine Learning, Financial University under the Government of the Russian Federation (49 Leningradskiy prospect, Moscow 125993, GSP-3, Russian Federation), Cand. Sc. (Pedagogy), Associate Professor, **ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8866-5610>**, [pvnikitin@fa.ru](mailto:pvnikitin@fa.ru)

*All authors have read and approved the final manuscript.*

