**Уймин А.Г.,**

Студент 3 курса бакалавриата

Институт педагогики и психологии,

ФГБОУ ВО «Московский педагогический

государственный университет»;

au-mail@ya.ru

Научный руководитель: **Корнева Е.Н.**,

Оценка эмоционально психологического состояния при удаленном обучении. Инструментальные средства

***Аннотация:***.

***Ключевые слова*:**.

В свете пандемии COVID-19 система образования столкнулась с необходимостью перехода на экстренное дистанционное обучение. Однако, несмотря на широкое использование цифровых технологий в образовании, многие студенты столкнулись с техническими и психологическими проблемами в процессе обучения на удалении [1].

Изучение эмоционально-психологического состояния студентов при удаленном обучении становится все более актуальным. В одном из исследований было выявлено, что у студентов на удаленном обучении высокий уровень тревожности и стресса, что может негативно влиять на их эффективность в учебе [2].

Для оценки эмоционально-психологического состояния студентов при удаленном обучении используются различные инструменты, такие как опросники для измерения стресса и тревожности, мониторинг активности учеников на удаленных платформах обучения, а также онлайн-сервисы для заполнения ежедневников эмоций или дневников настроения [3].

Также было выявлено, что студенты, которые имеют высокий уровень цифровой грамотности и технических навыков, более успешны в обучении на удаленном обучении [4]. Следовательно, студентам нужна не только поддержка и помощь в адаптации к новым условиям обучения, но и развитие соответствующих навыков и компетенций для эффективного использования технологий в учебном процессе. Эмоционально-психологическое состояние студентов при удаленном обучении является важной проблемой, и требует внимательного изучения. Результаты исследований могут помочь педагогам разрабатывать эффективные стратегии обучения и поддержки студентов в условиях дистанционного обучения.

Онлайн-обучение широко используется в системе среднего и высшего образования по всему миру [5]. Развитие hard-skills технического обеспечения для качественного цифрового обучения становится еще более важным, чтобы обеспечить эффективность учебного процесса на удаленном обучении [14]. В контексте принятия технологии, существует несколько факторов, которые влияют на ее успешную адаптацию, включая воспринимаемую полезность и простоту использования [6]. Однако, данные факторы не всегда гарантируют, что студенты будут успешно использовать технологии в обучении на дистанте.

В исследовании [7] было выявлено, что для успешного применения технологий в обучении на дистанте, студентам необходимо также иметь достаточный уровень мотивации и уверенности в своих способностях. Кроме того, важно предоставить студентам поддержку и помощь в процессе адаптации к новым технологиям.

В исследовании [4] показало, что студенты с разными уровнями цифровой грамотности имеют разные предпочтения в использовании онлайн-платформ обучения.

В исследовании [8] было выявлено, что социальные отношения и взаимодействия между учащимися и преподавателями в онлайн-среде обучения являются важным фактором для создания положительного образовательного опыта. Согласно исследованию, отношения между учащимися и преподавателями, а также учебный контент имеют большое значение для эффективного обучения.

Кроме того, отношения учащихся к самой онлайн-среде также могут оказать влияние на эффективность обучения. Чувство комфорта при работе с платформой и инструментами является важным фактором для успешного обучения в дистанционном формате [4]. Также важно, чтобы учащиеся чувствовали себя принадлежащими к значимому учебно-производственному процессу, который может стимулировать их самореализацию [8].

Эмоционально-психологический контекст в онлайн-обучении также имеет большое значение. В исследовании [9] было выявлено, что студенты могут испытывать чувство одиночества и тревоги при работе в онлайн-среде обучения. Авторы исследования подчеркивают важность обеспечения социальной поддержки студентам в онлайн-среде, чтобы они могли справиться с эмоциональными вызовами, возникающими при решении производственных практико-ориентированных задач.

В условиях дистанционного обучения становится все более важным использование различных технологий и инструментов для оценки эмоционально-психологического состояния студентов в процессе обучения. Одной из таких технологий является поведенческая биометрия, которая позволяет отслеживать работу пользователя и оценивать его эмоциональное и психологическое состояние [9]. Для использования поведенческой биометрии необходимо получать данные о динамике манипулятора мышь, такие как движения мыши, нажатия кнопок, переключения между окнами и другие характеристики поведения пользователя. По этим данным можно строить паттерн поведения и использовать нейронные сети для обработки уникальных поведенческих характеристик пользователей [10].

Проект RemoteTopology разработал модуль для автоматического контроля и оценки состояния участников дистанционного обучения [11]. В процессе работы студент взаимодействует с нейронной сетью, которая следит за его работой во время выполнения лабораторных работ, практических работ и промежуточной или итоговой аттестации. Все действия пользователя представляют собой набор команд, работают в графическом интерфейсе или в режиме командной строки с виртуальным или реальным оборудованием через платформу RemoteTopology.

В нашем исследовании для анализа поведенческих данных используются данные о движениях мыши пользователей в онлайн-среде RemoteTopology [12]. Использованы данные 20 пользователей, у которых было от 3 до 9 сеансов в онлайн-среде обучения. Для сбора данных о движениях мыши по осям X и Y и определения url, на которых находится пользователь, было использовано расширение браузера, разработанное для эксперимента. Данные сеансов каждого пользователя обрабатывались на удаленном сервере после получения достаточного количества данных. Данные записывались в СУБД PosgreSQL, а затем вычислялись скорости и ускорения мыши и преобразовывались url в категориальный атрибут. Данные затем записывались в новую таблицу, которая создавалась индивидуально для каждого пользователя на основе его id [13].

Введем классификацию действия пользователя по динамике мыши на основе шести типов: обычные типы пользователей (ТИП 1), пользователи, действующие быстро (ТИП 2), пользователи, вводящие медленно (ТИП 3), пользователи, часто использующие клавиши (ТИП 4), пользователи, нажимающие несвязанные клавиши на устройстве (ТИП 5), и пользователи, не использующие мышь (ТИП 6).

В упрошенном виде, можно описать данное исследование, как

Пусть E - эмоциональное состояние пользователя, которое может принимать значения из множества {e\_1, e\_2, ..., e\_n}, где e\_1 - положительное эмоциональное состояние, e\_2 - нейтральное, e\_3 - негативное.

Пусть D - динамика работы мыши, которая может принимать значения из множества {d\_1, d\_2, ..., d\_m}, где d\_1 - обычные типы пользователей, d\_2 - пользовательские типы быстро, d\_3 - пользователь вводит медленно, d\_4 - пользователь часто использует клавиши, d\_5 - пользователь нажимает несвязанные клавиши на устройстве, d\_6 - пользователь не использует мышь.

Тогда вероятность обнаружения определенной эмоции e\_i при работе пользователя с мышью с динамикой d\_j можно описать следующей функцией:

P = count\_ei\_dj / count\_dj

где:

P - вероятность обнаружения эмоции e\_i при работе с мышью типа d\_j

count\_ei\_dj - количество обнаруженных эмоций e\_i при работе с мышью типа d\_j

count\_dj - общее количество обнаруженных эмоций при работе с мышью типа d\_j

Для обработки были применены сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN). Для извлечения признаков из движения мыши, был использован следующий подход:

1. Преобразовать движение мыши, нажатия кнопок и переключения между окнами в изображения, которые имеют размерность, например, 64x64 пикселя.

• X = f(mouse\_motion, button\_press, window\_switch)

1. Применить сверточные слои для извлечения локальных признаков из изображения, таких как края и текстуры. Каждый сверточный слой содержит набор фильтров, которые сканируют изображение и производят выходные карты признаков, содержащие местоположения и значения найденных признаков.

• C = Conv(X, W\_c) + b\_c

• H\_c = activation(C)

1. Применить слои пулинга, которые уменьшают размерность карт признаков путем выбора наиболее значимых значений. Это позволяет уменьшить количество параметров в сети и сделать ее более эффективной.

• P = Pool(H\_c)

1. Повторять шаги 2-3 N раз, чтобы извлечь более высокоуровневые признаки, например, формы и объекты на изображении.

• C2 = Conv(P, W\_c2) + b\_c2

• H\_c2 = activation(C2)

• P2 = Pool(H\_c2)

1. Применить полносвязные слои, которые преобразуют карты признаков в вероятности для различных классов эмоций, таких как радость, грусть или раздражение.

• F = Flatten(P2)

• H\_f = activation(F @ W\_f + b\_f)

• Y = softmax(H\_f)

Здесь X - входные данные, W\_c и b\_c - веса и смещения сверточных слоев, H\_c - активации сверточных слоев, P - результаты слоев пулинга, C2 и b\_c2 - веса и смещения сверточных слоев второго уровня, H\_c2 - активации сверточных слоев второго уровня, P

Исследование показало, что при работе с мышью большинство пользователей испытывают нервозность, что приводит к увеличению количества ошибок, лишних движений и незначащих щелчков, а также изменению динамики движений. Это также относится к случаям, когда пользователи испытывают негативные эмоции. Количество ошибок при наведении сопровождается увеличением количества нажатий клавиш и одновременными изменениями эмоционального состояния пользователя в процентах от 79%. Скорость движений замедляется на 58%.

Когда пользователи испытывают положительные эмоции, они выполняют действия быстрее на 74%, а нажатия клавиш становятся реже на 55%. Согласно категоризированным входным действиям и основным эмоциям, были получены следующие результаты: для ТИПА 1 - нейтральный фон 59%, положительные фон 23%, другой фон 18%; для ТИПА 2 - нейтральный фон 33%, положительные фон 45%, другой фон 22%; для ТИПА 3 - нейтральный фон 25%, нейтральный фон в сторону негатива 37%, негативный фон 28%, другой фон 10%; для ТИПА 4 - нейтральный фон в сторону негатива 20%, негативный фон 70%, другой фон 10%; для ТИПА 5 - нейтральный фон в сторону негатива 15%, негативный фон 50%, другой фон 35%; для ТИПА 6 - нейтральный фон в сторону негатива 21%, негативный фон 29%, другой фон 50%.

***Литература***

1. Selwyn, N. (2020). What’s happened with the digital divide during the COVID-19 pandemic? Retrieved from https://www.nature.com/articles/d41586-020-02927-4
2. Cao, W., Fang, Z., Hou, G., Han, M., Xu, X., Dong, J., & Zheng, J. (2020). The psychological impact of the COVID-19 epidemic on college students in China. Psychiatry research, 287, 112934. [https://doi.org/10.1016/j.psychres.2020.112934 3](https://doi.org/10.1016/j.psychres.2020.112934%203).
3. Zhao, Y., Cheng, G., & Hu, X. (2021). Research on the psychological and behavioral characteristics of college students in online learning under COVID-19. Education Sciences, 11(5), 251. https://doi.org/10.3390/educsci11050251
4. Lee, Y. H., Hsiao, Y. C., & Wu, C. T. (2021). Digital literacy and online learning during COVID-19 pandemic: A systematic review. Computers & Education, 178, 104760. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104760
5. World Bank (2020). The COVID-19 Pandemic and the Online Learning Imperative. <https://www.worldbank.org/en/topic/edutech/brief/the-covid-19-pandemic-and-the-online-learning-imperative>
6. Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. MIS Quarterly, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
7. Wang, Q., Chen, L., & Liang, Y (2011). The effects of personality traits, self-efficacy, and regulatory focus on users' motivations for using e-learning systems. Computers in Human Behavior, 27(1), 785-792. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.10.011>
8. Huang, R., Liu, D., Tlili, A., Yang, J., & Wang, H. H. (2020). Handbook on facilitating flexible learning during educational disruption: The Chinese experience in maintaining undisrupted learning in COVID-19 outbreak. Beijing: Smart Learning Institute of Beijing Normal University.
9. Jain, D., Nayar, U., Chaturvedi, S. K., & Gupta, R. (2021). Online learning during COVID-19 pandemic: Perception of undergraduate medical students. Indian Journal of Medical Ethics, 12(2), 94-99. <https://doi.org/10.20529/IJME.2021.020>
10. Ahmed, I., Chishti, A. A., & Imran, M. (2017). User authentication using mouse dynamics. International Journal of Computer Applications, 168(1), 1-5. <https://doi.org/10.5120/ijca2017913607>
11. Uymin, A. Instruments for student verification and assessment of his emotional and psychological state during remote work / A. Uymin // Norwegian Journal of development of the International Science. – 2022. – No. 96. – P. 98-101. – DOI 10.5281/zenodo.7327249.
12. Уймин, А. Г. Эмпирическая оценка методов машинного обучения в задачах онлайн-аутентификации / А. Г. Уймин // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2022. – Т. 19, № 8(218). – С. 49-57. – DOI 10.14489/vkit.2022.08.pp.049-057.
13. Уймин, А. Г. Предобработка данных манипулятора "мышь" для использования в анализе поведенческой биометрии / А. Г. Уймин // Научно-технический вестник Поволжья. – 2022. – № 7. – С. 94-97.
14. Уймина, О. И. Стереотипы как границы креативного инженерного мышления / О. И. Уймина // Инженерное мышление: социальные перспективы : материалы международной междисциплинарной конференции, Екатеринбург, 12–13 февраля 2020 года / Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б. Н. Ельцина. – Екатеринбург: Общество с ограниченной ответственностью «Издательство «Деловая книга», 2020. – С. 197-202.