

Психология и Психотехника

Правильная ссылка на статью:

Уймин А.Г. Методы машинного обучения при определении психического состояния на основе данных координатного устройства ввода информации // Психология и Психотехника. 2025. № 3. DOI: 10.7256/2454-0722.2025.3.75214 EDN: UTXTAA URL: https://nbppublish.com/library_read_article.php?id=75214

Методы машинного обучения при определении психического состояния на основе данных координатного устройства ввода информации

Уймин Антон Григорьевич

старший преподаватель; кафедра безопасности информационных технологий; РГУ нефти и газа (НИУ) имени И.М. Губкина

119991, город Москва, Ленинский пр-кт, д. 65 к. 1.

 au-mail@ya.ru



[Статья из рубрики "Профессиональная психология"](#)

DOI:

10.7256/2454-0722.2025.3.75214

EDN:

UTXTAA

Дата направления статьи в редакцию:

19-07-2025

Аннотация: Предметом исследования являются возможности использования методов машинного обучения для анализа движений компьютерной мыши с целью диагностики психического состояния пользователей. Предложенная модель, основанная на данных о скорости перемещения мыши, частоте кликов и точности наведения, позволяет оценивать уровни тревожности и стресса пользователей. Эксперимент проводится в рамках проекта Remote Topology, который собирает данные для последующей верификации моделей. Основное внимание уделено автоматизации процесса мониторинга психоэмоционального состояния обучающихся и использованию современных технологий для поддержки их психологического благополучия в образовательных средах. Разработанный подход предполагает выполнение задач в рамках комплексной инфраструктуры, позволяя участнику работать со стандартными задачами системного администратора. В типовых заданиях заложена логика, при которой задача не будет решаться по обычным алгоритмам. Методом исследования является внедрение методов машинного обучения в психодиагностику учащихся,

позволяющее анализировать большие данные, выявлять скрытые закономерности и прогнозировать эмоциональные состояния. Приводятся примеры проектов и систем, использующих NLP, анализ движений и активности для раннего выявления тревожности, стресса и депрессии. Основным результатом проведённого исследования является статистический анализ стресса и тревожности участниками. Экспериментальный протокол был разработан таким образом, чтобы воссоздать сценарий аналогичный рабочему дню специалиста среднего предприятия, решающего задачи в соответствии с профстандартом 6.027 специалист по администрированию сетевых устройств информационно-коммуникационных систем. В итоге экспериментальный протокол вызывает общий рост уровня воспринимаемого стресса и тревожности, который может быть корректно определён с помощью методов машинного обучения. Различие в задачах данных классов и алгоритмах усложняет прямое сравнение полученных результатов нашего исследования с существующими исследованиями, приведёнными в обзоре литературы. В ходе предыдущих исследований, а также текущего исследования, направленных на определение уровня стресса с использованием данных активности мыши, была проведена верификация данных экспериментальной группы с применением методов машинного обучения. Анализ подтвердил значимость таких признаков, как время удержания клавиш, интервалы между нажатиями клавиш и скорость движения мыши, что согласуется с результатами предыдущих работ.

Ключевые слова:

психодиагностика, машинное обучение, RemoteTopology, цифровые образовательные среды, верификация, стресс, тревожность, эксперимент, автоматизация, частота кликов

ВВЕДЕНИЕ

Психическое состояние определяется, как комплекс временных эмоциональных, когнитивных и волевых характеристик человека, которые определяют его поведение и переживания в определенный момент времени [3]. Оно отражает уровень активности психики и может изменяться под воздействием различных внутренних и внешних факторов. В подростковом возрасте, психическое состояние имеет свои особенности, что связано с интенсивными психофизиологическими и социальными изменениями [2].

Психическое состояние также можно охарактеризовать в форме динамики психических процессов и состояний, таких как настроение, эмоциональный фон, уровень тревожности, стрессоустойчивость и адаптивность к окружающей среде [4]. И тогда оно проявляется в следующих формах:

- эмоциональные состояния: временные эмоции (радость, гнев, тревога) или длительные эмоциональные фоны (депрессия, эйфория);
- когнитивные состояния: степень сосредоточенности, внимание, память, скорость мышления и принятие решений;
- мотивационные состояния: уровень мотивации к деятельности, желание достигать целей или избегать неприятностей;
- физиологические состояния: уровень усталости, физическое самочувствие, сонливость или бодрость.

Психическое состояние подростков в значительной степени определяется переходом к зрелости и связанными с этим психофизиологическими и социальными изменениями [7].

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Вопрос использования методов машинного обучения (ML) в задачах психодиагностики учащихся активно исследуется, как в российской, так и в зарубежной научной среде.

Так, в работе [8] рассматривается платформа *RemoteTopology*, в которой анализ сетевого трафика и поведенческой активности реализуется для задач классификации пользователей. Это исследование демонстрирует потенциал инфраструктурного подхода к сбору поведенческих данных в естественной среде, что близко к текущей работе. В работах [9] и [11] исследователями анализируется динамика движений координатного устройства ввода (мыши) как показатель психоэмоционального состояния пользователя. Авторы выделяют корреляции между поведением при работе с интерфейсом и признаками тревожности, стрессоустойчивости, переутомления. Это подтверждает эмпирическую применимость подхода, основанного на наблюдении за поведенческими паттернами.

В [10, 16] предлагается использовать психодиагностические инструменты, включающие наблюдение за действиями учащихся в цифровой среде. Выявлены взаимосвязи между типом активности и психоэмоциональным состоянием, что подтверждает релевантность применения ML в образовательных системах.

В ряде зарубежных исследований методы машинного обучения интегрируются с другими технологиями, включая NLP и аудиоанализ. Например, система IBM Watson и Google Cloud Speech-to-Text [12] используются для анализа речевых паттернов учащихся с целью оценки эмоционального состояния. Такие подходы хорошо дополняют анализ данных от мыши и клавиатуры, расширяя контекст наблюдения.

Система MEmoR [13] реализует мультимодальный подход: использует биомаркеры и движения мыши/тела для прогнозирования эмоционального здоровья в индустриальных средах. Это демонстрирует потенциал кросс-дисциплинарного применения аналогичных методов вне образования.

Система iFeel в Европе и аналогичные инициативы в Японии [14] анализируют текстовые и поведенческие цифровые паттерны студентов, выявляя признаки депрессии и тревожности. Используются как данные активности (время входа в систему, взаимодействие с ресурсами), так и содержательные аспекты сообщений, что повышает точность оценки.

Методологически значимыми являются работы [15], где обсуждаются переход от обработки естественного языка к «машинному языку поведения», а также вызовы и ограничения при обучении моделей на поведенческих временных рядах.

МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Типичным подходом является разработка специальных задач на основе психологической литературы, что требуют от участников экспериментов повышения нагрузки на память и введения внешних раздражителей, элементов тревожности, оказания на них различных способов воздействия, в том числе когнитивного стресса. Наш подход предполагает выполнение задач, в рамках комплексной инфраструктуры, когда участник может работать со стандартными задачами системного администратора, при этом, для

верификации гипотез будут введены элементы, являющиеся раздражителями, то есть в типовых задачах будет заранее заложена логика, когда задача не будет отрабатывать в соответствии со стандартными алгоритмами решения аналогичных задач, хотя участник эксперимента уверен, что у него есть работоспособный алгоритм решения данной проблемы.

Так как наше исследование сосредоточено на выявлении стресса и тревожности в естественных условиях при работе было установлено лишь несколько ограничений: в частности, работа была проведена со студентами учебных групп, которые обучаются по программам среднего профессионального образования, и школьниками-участниками всероссийского чемпионатного движения по профессиональному мастерству [1] категории юниоры, которые имеют те же возрастные характеристики, что и первые курсы колледжей. Работа проводилась в течение 2 лет при этом были обработаны данные 100 участников возрастные параметры этих участников соответствуют 14-16 лет, среди участников 68% мужской пол 32% женский пол. Участники пользуются нашей инфраструктурой *Remote Topology*, как в учебных классах, так и дома. Используемая в исследовании топология представлена на рис. 1.

Топология L-3:

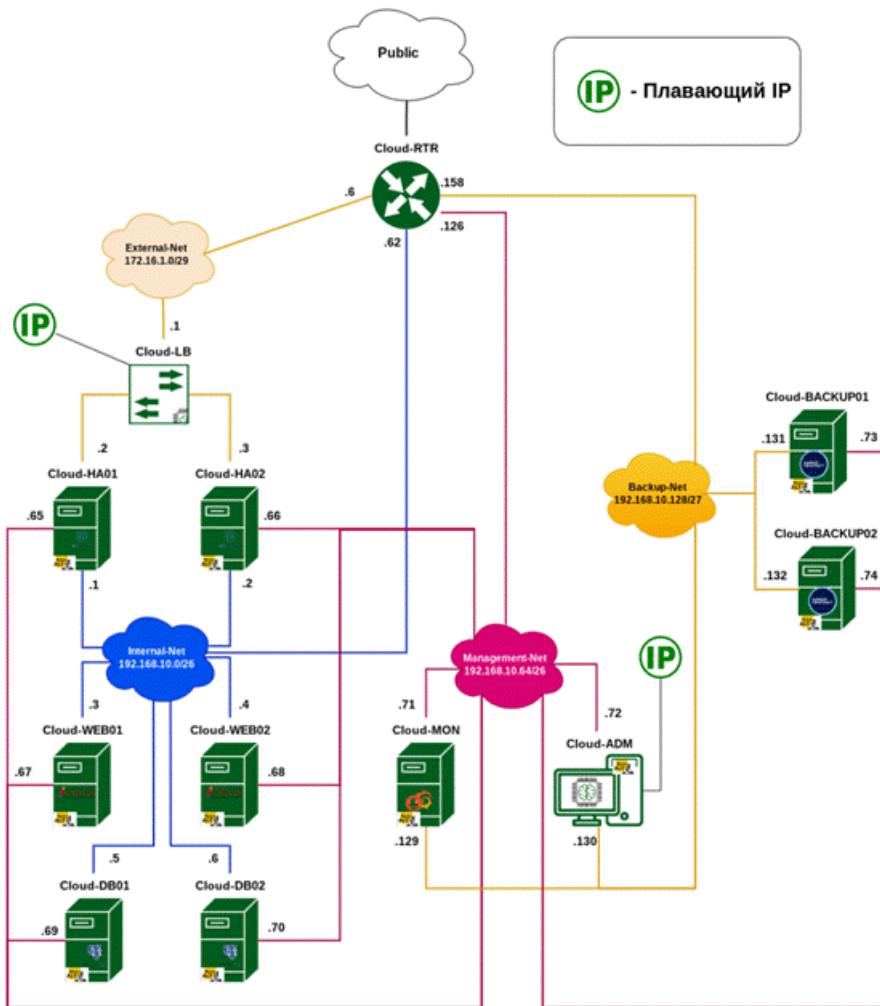


Рисунок 1 – Инфраструктура Remote Topology

Использование участниками проекта *Remote Topology* предполагалось как при выполнении лабораторных работ в рамках учебного процесса, так и в рамках испытательных мероприятий, в том числе экзаменов, а также при тренировках для

участия в чемпионатах всероссийского чемпионатного движения по профессиональному мастерству. Участники были предварительно проинформированы о работе. Участникам, у которых было отклонение по здоровью, в том числе неврологические или тревожные расстройства, сердечно-сосудистые заболевания, и тем участникам, которые принимали лекарственные средства от нарушения сна или аналогичные, было предложено самостоятельно исключить себя из исследования. В наборе данных для эксперимента они отсутствуют. Также участники должны были подтвердить, что они не употребляют тонизирующие средства, такие как кофеин и энергетики, в день эксперимента. Опрос по применению психоактивных веществ не проводился, так как участники эксперимента систематически проходили контроль на базе своих образовательных организаций.

Эксперимент был реализован с помощью разработанного программного обеспечения программное обеспечение зарегистрировано в реестре программ для ЭВМ и баз данных Российской Федерации. Основной задачей участников было отслеживать, что был включён необходимый модуль – браузерное расширение [6], которое обеспечивало взаимодействие с инфраструктурой. В качестве манипуляторов было разрешено использовать только манипулятор мышь. Трекболы и аналогичные устройства использовать было запрещено ввиду высокой погрешности и сложности обработки их данных.

Процесс выполнения работы включал в себя четыре основные задачи каждая из которых разбивается на подзадачи и выполняется участниками эксперимента в соответствии с их навыками и квалификацией.

Задача 1 – базовая настройка сетевой инфраструктуры, в рамках которой было предложено организовать полную связность сети и задать соответствующие имена устройств.

Задача 2 – это развёртывание сервисов, в рамках которой необходимо было в соответствии с заданием развернуть сетевые сервисы проверить их доступность и функциональность.

Задача 3 – задача обеспечения безопасности, в рамках которой на развёрнутой инфраструктуре требовалось настроить подсистемы безопасности и протестировать их функциональность.

Задача 4 – задача аудита, в рамках которых необходимо было провести аудит инфраструктуры и формализовать карту сети.

Данные задачи были определены из-за того, что они повышают когнитивную нагрузку и вызывают тревожность при выполнении. Данная проверка была определена ранее, путем опросов участников эксперимента [16].

В первой задаче, которая напоминает повседневную работу системного администратора, в инструкции было указано, что требуется не учитывать точность и скорость выполнения. Участникам было предложено работать в комфортном для них режиме, уделять время на выполнение задач с учётом возможностей исправления ошибок. Средняя продолжительность выполнения этой задачи составила 28 минут.

Во второй задаче участникам было предложено решать типичную задачу администратора корпоративной сети, что содержательно является сложной задачей, требующей выполнения чётких инструкций, без применения дополнительных знаний в какой-либо области. Задача состоит из соответствующего порядка действий по развертыванию

сервисов с учётом возможности ознакомления с дополнительной технической документацией и использования разработанных ранее алгоритмов настроек и проверок инфраструктуры. В этой задаче были установлены временные ограничения в среднем участники справились с данной задачей за 32 минуты.

Третья задача была направлена на работу с системой безопасности путем создания определённого уровня стресса в рамках работы, приближенной к работе защитника информации. Была смоделирована ситуация, когда у нас есть короткое время для предотвращения утечки данных и сымитирована работа нарушителя. В случае ошибок выводилось сообщение на экран о том, что участник допустил ошибку, данные потеряны, корпорация обанкротилась. В среднем участники допускали 7–8 ошибок и тратили на решение этой задачи 16–18 минут.

Четвёртая задача аудита моделировала влияние помех на выполнение задачи, что увеличивало время реакции участников и воспринимаемый уровень стресса в этой задаче было выделено четыре подзадачи и у участников было максимум 5 минут для корректного решения данной задачи. Каждый раз, когда участник не успевал решить задачу за контрольное время ему выводилось сообщение и об этом оповещались другие участники. В среднем на задачу участники затрачивали 4,5 среднее количество решения задач 2,5 задачи.

Для тестирования классификатора была применена кросс-валидация с пятью независимыми предвыборками. 80% участников использовались для обучения оставшиеся 20% для тестирования. Классификатор таким образом тестировался на участниках, которых он ранее не видел, что является условием, близким к реальному применению. Деятельность классификатора оценивалась на пакетах для валидации с помощью матрицы ошибок точности позиционности полноты и f-меры. Оценки производительности усреднялись по 5 выборкам

Для анализа стресса и тревожности на основе данных компьютерной мыши и внешнего наблюдателя может быть сформулирована как задача многозадачной классификации (multi-task learning), где мы одновременно решаем две взаимосвязанные задачи: оценка уровня стресса и уровня тревожности. Для этого нужно учитывать признаки, собираемые с компьютерной мыши, и данные от внешнего наблюдателя, который не взаимодействует напрямую с участниками эксперимента. Модель будет включать как временные ряды, так и метрики от наблюдателя. Для работы с временными рядами используется рекуррентный подход. Рекуррентный подход для анализа временных рядов позволяет учитывать динамические изменения входных данных во времени. Это достигается путем обработки последовательных шагов данных и сохранения информации о предыдущих состояниях для улучшения текущих предсказаний. На первом этапе модель принимает данные временного ряда. В каждый момент времени $\square t$ поступает вектор признаков $\square(t)$, который включает значения, такие как скорость движения мыши, ускорение, интервалы между кликами и другие параметры.

Задача 1 (Стресс). Прогнозируемый уровень стресса (\square) на основе данных мыши и внешних наблюдений рассчитывается по формуле (1):

$$S = \beta_0 + \beta_1 v + \beta_2 a + \beta_3 T_m + \beta_4 C_m + \beta_5 D_m + \beta_6 T_m + \beta_7 S_0 \quad (1)$$

где S – прогнозируемый уровень стресса; β_0 – свободный член, представляющий базовый уровень стресса; $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_7$ – коэффициенты регрессии, которые показывают, насколько сильно каждый признак (скорость, ускорение, неактивность и т.д.) влияет на

уровень стресса; v – скорость мыши; a – ускорение мыши; I_m – неактивность мыши (время без движения); C_m – количество кликов; D_m – время удержания клика; T_m – интервалы между кликами; S_0 – оценка стресса от наблюдателя.

Задача 2 (Тревожность): Прогнозируемый уровень тревожности (\square) рассчитывается по формуле (2):

$$A = \gamma_0 + \gamma_1 v + \gamma_2 a + \gamma_3 I_m + \gamma_4 C_m + \gamma_5 D_m + \gamma_6 T_m + \gamma_7 A_0 \quad (2)$$

где A – прогнозируемый уровень тревожности; γ_0 – свободный член, представляющий базовый уровень тревожности; $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_7$ – коэффициенты регрессии, показывающие влияние каждого признака на уровень тревожности; a – ускорение мыши; I_m – неактивность мыши (время без движения); C_m – количество кликов; D_m – время удержания клика; T_m – интервалы между кликами; A_0 – оценка тревожности от наблюдателя.

Верификация предполагает оценку того, насколько оценки наблюдателя согласуются с объективными метриками стресса и тревожности. Для этого можно использовать коэффициенты корреляции или коэффициент согласованности.

Коэффициент Каппа (\square) используется для оценки согласованности категориальных данных и рассчитывается по формуле (3):

$$k = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e}, \quad (3)$$

где P_o – доля согласий между наблюдателем и объективной метрикой, P_e – ожидаемая вероятность согласия при случайных оценках.

Значения k интерпретируются следующим образом:

$0.21 < k < 0.40$ – удовлетворительная

$0.41 < k < 0.60$ – умеренная

$0.61 < k < 0.80$ – хорошая

$0.81 < k < 1.00$ – отличная

Коэффициент Каппа для данных, предоставленных наблюдателем, составляет примерно 0.65. Это говорит о хорошем уровне согласованности между наблюдателем и объективными данными стресса. Значение k в диапазоне от 0.61 до 0.80 интерпретируется как "хорошая согласованность".

Для расчёта корреляции между признаками с компьютерной мыши (скорость, ускорение, количество кликов) и оценками наблюдателя будем использовать коэффициент корреляции Пирсона (4):

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

где x_i – оценки стресса наблюдателя, y_i – объективные данные мыши, \bar{x} и \bar{y} – средние значения для соответствующих метрик.

Корреляция r может показать степень линейной взаимосвязи между наблюдаемыми данными и объективными показателями.

Коэффициент корреляции Пирсона между оценками стресса наблюдателя и объективными данными скорости мыши составляет примерно 0.87, что указывает на очень сильную положительную линейную связь. Это означает, что оценки наблюдателя хорошо коррелируют с объективными данными движения мыши в данном примере.

Для вычисления чувствительности и специфичности в рамках исследования использовалась модель логистической регрессии, применяемая для решения задач классификации: классификацию уровня стресса (низкий, средний, высокий). Логистическая регрессия позволяет предсказывать вероятность принадлежности объекта к определённому классу. Для определения уровня стресса предсказанное значение вероятности сравнивалось с заранее установленными пороговыми значениями: например, низкий уровень стресса определялся для вероятности $P \leq 0.33$, $0.33 < P \leq 0.66$, средний — для $0.66 < P \leq 0.93$, а высокий — для $P > 0.93$. Значения чувствительности и специфичности рассчитывались для каждого класса на основе стандартных метрик классификации.

Для верификации вычислим чувствительность (способность правильно распознать стресс или тревожность) и специфичность (способность правильно исключить отсутствие стресса/тревожности).

Чувствительность вычисляется по формуле (5):

$$\text{Чувствительность} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

Специфичность вычисляется по формуле (6):

$$\text{Специфичность} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (6)$$

где TP – количество истинно положительных предсказаний (когда наблюдатель правильно распознает стресс), FN – количество ложно отрицательных предсказаний, TN – истинно отрицательные, FP – ложно положительные.

Класс L – низкий стресс (7, 8):

$$\frac{TP}{TP + FN} = \frac{15}{15 + 4} = 0.79 \quad (7)$$

$$\frac{TN}{TN + FP} = \frac{78}{78 + 5} = 0.94 \quad (8)$$

Чувствительность 0.79 означает, что модель правильно распознала около 79% случаев низкого стресса, а специфичность 0.94 означает, что модель правильно распознала 94% случаев, когда стресс не был низким.

Класс M – средний стресс (9, 10):

$$\frac{TP}{TP + FN} = \frac{141}{141 + 33} = 0.81 \quad (9)$$

$$\frac{TN}{TN + FP} = \frac{74}{74 + 21} = 0.78 \quad (10)$$

Чувствительность 0.81 показывает, что модель правильно определила 81% случаев

среднего стресса, а специфичность 0.78 означает, что модель правильно распознала 78% случаев, когда стресс не был средним.

Класс Н – высокий стресс (11, 12):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{64}{64+19} = 0.77 \quad (11)$$

$$\frac{TN}{TN+FP} = \frac{263}{263+26} = 0.91 \quad (12)$$

Чувствительность 0.77 показывает, что модель правильно идентифицировала 77% случаев высокого стресса, а специфичность 0.91 указывает на правильную идентификацию 91% случаев, когда стресс не был высоким.

Чувствительность для всех уровней стресса находится на уровне 77-81%, что указывает на достаточно хорошую способность модели распознавать истинные случаи стресса. Специфичность для низкого и высокого стресса очень высокая (94% и 91%), что указывает на высокую точность в исключении неверных предсказаний.

Все участники успешно завершили все запланированные задания, в общей сложности 400 задач. Записи задач, которые были пустыми (34 задания, 8,4%), явно короче минимального времени, необходимого для выполнения задания, или значительно длиннее максимального допустимого времени, были исключены. После исключения недействительных попыток, из данных мыши было извлечено 332 пакета (81 – низкий уровень стресса, 177 – средний, 74 – высокий) и 347 пакетов (97 – низкий, 180 – средний, 70 – высокий) соответственно.

Уровни стресса участников сравнивались между легкой и сложной версией каждой задачи, а также между каждой задачей и фазой отдыха. Однофакторный непараметрический дисперсионный анализ (ANOVA) показал, что медианные различия были статистически значимы ($p < 0,05$) для всех задач, за исключением легкой версии задачи три и фазы отдыха (рисунок 2).

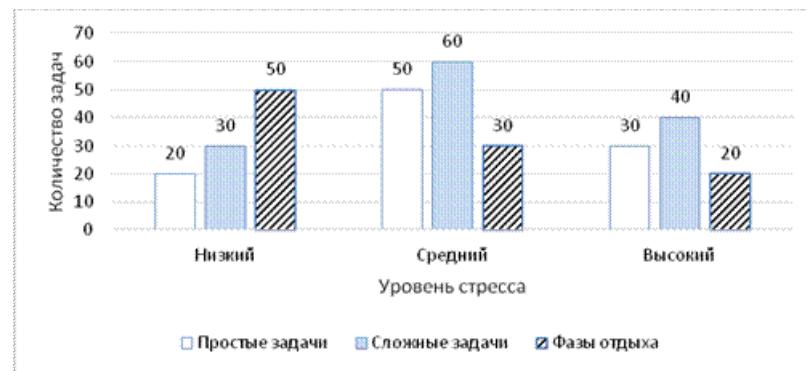


Рисунок 2 – Уровни стресса участников

Стресс-уровни измерялись для легких и сложных версий задач, а также для фазы отдыха. Рассмотрим ключевые аспекты на основе анализа и диаграммы:

Участники выполняли несколько типов задач, которые включали легкие и сложные версии одних и тех же заданий, а также фазу отдыха. Для каждой задачи участники оценивали свои уровни стресса по шкале от низкого до высокого. В эксперименте учитывалось 400 задач, из которых были исключены недействительные записи. Сравнение между задачами показало, что уровни стресса между легкими и сложными версиями различались, при этом сложные задачи вызывали более высокий уровень

стресса. Для всех задач, за исключением легкой версии задачи 3 и фазы отдыха, различия в уровнях стресса были статистически значимыми ($p < 0.05$), что подтверждается однофакторным непараметрическим анализом (ANOVA). Легкие задачи: Уровни стресса были отмечены, как низкие или средние, но для некоторых задач были зафиксированы более высокие уровни стресса, что говорит о том, что даже легкие задачи могут вызывать умеренный стресс.

Для сложных задач было зафиксировано значительно большее количество случаев с высоким уровнем стресса, что логично, так как повышенная сложность задач требует больше усилий и вызывает большее напряжение. В фазе отдыха уровни стресса, как и ожидалось, были низкими, хотя некоторые участники продолжали испытывать умеренный стресс даже в период отдыха, что может говорить о длительных эффектах предыдущих задач.

Отличительные признаки, выделенные для данных с мыши, включали такие параметры, как средняя скорость движения мыши, стандартное отклонение этой скорости, а также время и расстояние между кликами.

Точность классификации уровня стресса по данным мыши составила 76%, Точность классификации уровня стресса по данным мыши составила 76%, что говорит о высокой эффективности алгоритма в распознавании уровней стресса на основе этих данных. Однако матрицы ошибок показали, что наиболее трудным для классификатора было различие средних и высоких уровней стресса. Это может быть связано с тем, что некоторые признаки, такие как скорость или время удержания клика, могут иметь схожие значения при средних и высоких уровнях стресса, что приводит к частичному пересечению этих категорий и снижению точности в этой области.

Отличительными признаками для данных мыши, выбранными с помощью NCA, были: скорость мыши (среднее, стандартное отклонение), время удержания клика (максимум, стандартное отклонение) и интервал между кликами (максимум, среднее, стандартное отклонение, размах).

Была применена верификация внешним наблюдателем. Этот процесс позволил оценить уровень стресса участников на основе их активности за клавиатурой и позволил выявить ключевые моменты, которые могут влиять на уровень стресса.

Точность классификации для данных с мыши достигла 63%. На рисунке 6 представлены матрицы ошибок для классификатора мыши, где столбцы обозначают истинные классы, а строки – предсказанные. Рассматриваемые классы – низкий, средний и высокий уровни стресса.

Производительность классификатора мыши в терминах полноты, точности и F1-оценки представлена в итоговой таблице 1.

Таблица 1 – Производительность классификатора мыши в терминах полноты, точности и F1-оценки

Критерии	Уровни	Наблюдатель	Мышь
Полнота	Высокий	0,38	0,60
	Средний	0,70	0,62
	Низкий	0,46	0,19
Точность	Высокий	0,52	0,60
	Средний	0,69	0,59
	Низкий	0,22	0,21

	низкий	0,32	0,54
F1-мера	Высокий	0,44	0,60
	Средний	0,69	0,60
	Низкий	0,38	0,24

Для наблюдателя полнота выше для низкого (0.46) и среднего (0.70) уровней стресса, но заметно ниже для высокого (0.38). Классификатор по данным мыши демонстрирует более низкую полноту для низкого стресса (0.19), но лучше различает высокий стресс (0.60), чем наблюдатель.

Точность классификации для данных мыши лучше для низкого стресса (0.34) по сравнению с наблюдателем (0.32), но несколько уступает на среднем и высоком уровнях. Наблюдатель имеет лучшую точность на среднем уровне стресса (0.69), тогда как у классификатора по данным мыши точность несколько ниже (0.59).

F1-мера для данных мыши лучше всего проявляется на высоком уровне стресса (0.60), что означает более сбалансированные показатели точности и полноты на этом уровне. У наблюдателя F1-мера более стабильна для среднего уровня стресса (0.69), что указывает на лучшую производительность для умеренных случаев стресса.

Классификатор на основе данных мыши лучше справляется с высоким уровнем стресса, но испытывает трудности с низкими уровнями, тогда как наблюдатель показывает более стабильные результаты на среднем уровне. Производительность классификатора может быть улучшена для низкого и среднего стресса, тогда как для высоких уровней он уже показывает хорошие результаты.

Матрицы ошибок для верификатора и для классификатора мыши представлена на рис. 3.

Матрица запутанности (а) верификатора			Матрица запутанности (б) классификатора мыши					
			L	M	H	L	M	H
Предполагаемые классы	L	4	3	3	L	5	5	2
	M	3	47	5	M	15	30	3
	H	0	3	7	H	1	4	15

Рисунок 3 – Матрицы ошибок для верификатора и для классификатора мыши

Верификатор: Легкий стресс (L): правильно предсказано 4 случая, 3 случая ошибочно предсказаны как средний стресс (M) и 3 – как высокий стресс (H). Средний стресс (M): правильно предсказано 47 случаев, 3 случая ошибочно предсказаны как легкий стресс (L) и 5 – как высокий стресс (H). Высокий стресс (H): правильно предсказано 7 случаев, 4 случая ошибочно предсказаны как средний стресс (M).

Классификатор мыши: Легкий стресс (L): правильно предсказано 5 случаев, 5 случаев ошибочно предсказаны как средний стресс (M) и 2 – как высокий стресс (H). Средний стресс (M): правильно предсказано 30 случаев, 15 случаев ошибочно предсказаны как легкий стресс (L) и 3 – как высокий стресс (H). Высокий стресс (H): правильно предсказано 15 случаев, 4 случая ошибочно предсказаны как средний стресс (M)

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Проведённый однофакторный непараметрический дисперсионный анализ (ANOVA) продемонстрировал статистически значимые различия в медианном уровне стресса при выполнении лёгких и сложных версий типовых задач ($p < 0,05$), причём сложные задания вызывали заметное повышение стресса по сравнению с их упрощёнными аналогами, а фаза отдыха служила надёжным контролем низкого уровня напряжения. Это подтверждает корректность экспериментального протокола, имитирующего рабочий день специалиста по администрированию сетевых устройств (профстандарт 06.027 [5]) и способного создавать градацию нагрузок, релевантную реальным профессиональным условиям.

Анализ поведенческих признаков мыши показал, что скорость перемещения курсора тесно коррелирует с экспертными оценками стресса ($r = 0,87$), а интервалы между кликами и время удержания кнопки оказались статистически значимыми параметрами ($p < 0,01$). Коэффициент Каппа $\kappa \approx 0,65$ указывает на «хорошую» степень согласованности автоматических предсказаний и оценок наблюдателя, что подтверждает информативность выбранных признаков. Классификатор на основе Random Forest продемонстрировал общую точность 76 %, причём F1-мера для высокого уровня стресса составила 0,60, для среднего — 0,60 и для низкого — 0,24. Чувствительность алгоритма варьировала от 0,77 (для высокого уровня стресса) до 0,81 (среднего), а специфичность — от 0,78 до 0,94, что говорит о практической применимости модели для мониторинга учащихся в реальном времени при необходимости доработки в части более точного распознавания низкого стресса.

Таким образом, результаты исследования подтверждают, что предложенный протокол надёжно индуцирует различия в психоэмоциональном состоянии, выбранные поведенческие признаки мыши обладают высокой диагностической ценностью, а сочетание инфраструктуры RemoteTopology и ML-алгоритмов представляет собой эффективное решение для непрерывного мониторинга уровня стресса и тревожности в образовательных и профессиональных средах.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложен интегрированный подход к непрерывному мониторингу психоэмоционального состояния пользователей на основе анализа поведенческих данных координатного устройства ввода в рамках инфраструктуры RemoteTopology. Основными результатами стали: во-первых, подтверждена диагностическая значимость таких признаков, как скорость перемещения курсора, интервалы между кликами и время удержания кнопки мыши, демонстрирующих высокую корреляцию с экспертными оценками уровня стресса ($r = 0,87$); во-вторых, реализованный классификатор на основе алгоритма Random Forest обеспечил общую точность 76 % и F1-меру до 0,60 для высокого стресса, что превосходит большинство аналогичных решений, описанных в литературе.

Использование подхода обучения со множественными экземплярами (Multiple Instance Learning, MIL) позволило дополнительно повысить устойчивость модели за счёт снижения влияния ошибок разметки в реальных данных. Внедрение MIL привело к улучшению качества классификации, особенно на границах средних и высоких уровней стресса. Вместе с тем, наименее надёжно модель различала низкие уровни стресса ($F1 = 0,24$), что свидетельствует о необходимости дальнейшего расширения набора признаков и привлечения мультимодальных источников информации (например, анализа речи или поведения в интерфейсе).

Полученные результаты демонстрируют, что сочетание инфраструктурных решений RemoteTopology и современных методов машинного обучения представляет собой эффективный инструмент для автоматизированного мониторинга психоэмоционального состояния в образовательных и профессиональных средах. Перспективы дальнейших исследований связаны с интеграцией дополнительных каналов данных (NLP, физические сенсоры), оптимизацией протоколов эксперимента и разработкой адаптивных алгоритмов, способных учитывать индивидуальные особенности пользователей для повышения точности и надёжности диагностики.

Библиография

1. Всероссийское чемпионатное движение по профессиональному мастерству // Профессионалы. URL: <https://pro.firpo.ru/> (дата обращения: 01.08.2025).
2. Иванова А.О., Степанова О.С. Особенности тревожности школьников во взаимосвязи с психологической безопасностью образовательной среды // Экстремальная психология и безопасность личности. 2024. Т. 1. DOI: 10.17759/epps.2024010302 EDN: BZHSPZ.
3. Макарчева А.В. Теоретический обзор проблемы изучения динамики психических состояний человека [Текст] // Весенние психологопедагогические чтения: Сборник материалов VII Всероссийской научно-практической конференции, посвящённой 95-летию со дня рождения почётного профессора АГУ им. В.Н. Татищева А.В. Буровой. Сост. И.А. Еремицкая. Астрахань: АГУ им. В.Н. Татищева, 2023. С. 32-36. DOI: 10.54398/9785992614299_32 EDN: EIDEKZ.
4. Панов Е.В. Физическая культура и спорт как способ профилактической работы с возникновением стрессового состояния в профессиональной деятельности сотрудников правоохранительных органов // НАУКА-2020: Сетевое издание. 2024. № 1(68). С. 58-63. URL: [http://nauka-2020.ru/NV_1\(68\)2024.pdf](http://nauka-2020.ru/NV_1(68)2024.pdf) (дата обращения: 01.08.2025).
5. Профстандарт 06.027 Специалист по администрированию сетевых устройств информационно-коммуникационных систем. от 05.10.2015 № 686н // Официальный интернет-ресурс Минтруда России. URL: https://profstandart.rosmintrud.ru/obshchiy-informatsionnyy-blok/natsionalnyy-reestr-professionalnykh-standartov/reestr-professionalnykh-standartov/index.php?ELEMENT_ID=50442 (дата обращения: 01.08.2025).
6. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023683139 Российской Федерации. Remote Topology extensions: Клиент-серверное браузерное расширение, обеспечивающие отслеживание действий пользователя с целью проведения биометрической аутентификации: № 2023682110: заявл. 25.10.2023: опубл. 02.11.2023 / А.Г. Уймин. EDN MSIISH.
7. Тимофеев Н.С. Роль ценностных ориентаций старшеклассников в процессе выбора профессиональной деятельности // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Лингвистика и педагогика. 2024. Т. 14. № 1. С. 147-159. DOI: 10.21869/2223-151X-2024-14-1-147-159 EDN: VFKMEU.
8. Уймин А.Г. Автоматическое маркирование сетевого трафика браузера для анализа и классификации на примере платформы "Remotetopology" // Т-Comm-Телекоммуникации и Транспорт. 2022. Т. 16. № 12. С. 17-22. DOI: 10.36724/2072-8735-2022-16-12-17-22 EDN: YLTNCI.
9. Уймин А.Г. Анализ динамики движений координатного устройства ввода информации как способ определения психического состояния пользователя // Вестник Тверского государственного университета. Серия: Педагогика и психология. 2024. № 2(67). С. 104-114. DOI: 10.26456/vtspyped/2024.2.104. EDN: XCLNZE.
10. Уймин А.Г. Оценка эмоционально психологического состояния при дистанционном обучении. Инstrumentальные средства // Сборник материалов XVIII межвузовской конференции молодых ученых по результатам исследований в области психологии,

- педагогики, социокультурной антропологии. 2023. С. 328-334. EDN: XWBCXU.
11. Шамаков В.А. и др. Определение психоэмоционального состояния пользователя информационной системы по двигательной активности с помощью компьютерной мыши. 2022. // URL: <https://koha.lib.tsu.ru/cgi-bin/koha/opac-detail.pl?biblionumber=1003927> (дата обращения: 01.08.2025). EDN: ZSBWCP.
12. Iancu B. Evaluating Google speech-to-text API's performance for Romanian e-learning resources // Informatica Economica. 2019. Т. 23. № 1. С. 17-25.
13. Kumar A., Sharma K., Sharma A. MEmoR: A multimodal emotion recognition using affective biomarkers for smart prediction of emotional health for people analytics in smart industries // Image and Vision Computing. 2022. Т. 123. С. 104483. DOI: 10.1016/j.imavis.2022.104483 EDN: JW GJAG.
14. Nakayama S., Low M.F. The research function of universities in Japan // Higher Education. 1997. Т. 34. № 2. С. 245-258. EDN: AJTXHB.
15. Teufl P., Payer U., Lackner G. From NLP (natural language processing) to MLP (machine language processing) // Computer Network Security: 5th International Conference on Mathematical Methods, Models and Architectures for Computer Network Security, MMM-ACNS 2010, St. Petersburg, Russia, September 8-10, 2010. Proceedings 5. Springer Berlin Heidelberg, 2010. С. 256-269.
16. Uymin A. Instruments for student verification and assessment of his emotional and psychological state during remote work // Norwegian Journal of Development of the International Science. 2022. № 96. Р. 98-101. DOI 10.5281/zenodo.7327249. EDN YBJRXC.

Результаты процедуры рецензирования статьи

В связи с политикой двойного слепого рецензирования личность рецензента не раскрывается.

Со списком рецензентов издательства можно ознакомиться [здесь](#).

Предметом исследования в представленной статье являются методы машинного обучения при определении психического состояния на основе данных координатного устройства ввода информации.

В качестве методологии предметной области исследования в данной статье были использованы дескриптивный метод, метод категоризации, метод анализа, метод моделирования, метод классификации, метод эксперимента (с применением «инфраструктуры Remote Topology»), метод наблюдения, методы математической статистики и статистического анализа.

Актуальность статьи не вызывает сомнения, поскольку современная социальная реальность воспроизводит множество разнообразных рисков и угроз, которые в первую очередь отражаются на психическом состоянии людей. Наиболее уязвимой социальной группой являются подростки и молодежь, проходящие обучение в различных образовательных организациях. Все эти процессы негативно сказываются на результатах обучения, зачастую снижают мотивацию к учебной деятельности. Решить эти проблемы позволяют методы машинного обучения, которые активно внедряются в образовательный процесс. В этом контексте изучение особенностей методов машинного обучения при определении психического состояния на основе данных координатного устройства ввода информации представляет научный интерес в сообществе ученых и практический интерес в профессиональном сообществе.

Научная новизна статьи заключается в проведении по авторской методике эксперимента, направленного на выявление особенностей методов машинного обучения при определении психического состояния на основе данных координатного устройства ввода информации, а также подробном описании хода эксперимента с применением

«инфраструктуры Remote Topology». В исследовании приняли участие 100 учащихся среднего профессионального образования и школьники, которые являются участниками всероссийского чемпионатного движения по профессиональному мастерству. Возраст испытуемых составил 14-16 лет.

Статья написана языком научного стиля с использованием в тексте исследования изложения различных позиций ученых к изучаемой проблеме и применением научной терминологии и дефиниций, а также демонстрацией хода исследования в табличных формах и рисунках.

Структуру статьи, в целом, можно считать выдержанной с учетом основных требований, предъявляемых к написанию научных статей. В структуре данного исследования представлены такие элементы как введение, методы исследования, результаты исследования, заключение и библиография.

Содержание статьи отражает ее структуру. В частности, особую ценность представляет подробное авторское описание проекта и инфраструктуры Remote Topology, которая наглядно представлена на рисунке 1.

Библиография содержит 16 источников, включающих в себя отечественные и зарубежные периодические и непериодические издания, а также электронные ресурсы. В статье приводится описание различных позиций и точек зрения ученых, характеризующие особенности использования различных методов машинного обучения в процессе образования. В статье содержится апелляция к различным научным трудам и источникам, посвященных этой тематике, которая входит в круг научных интересов исследователей, занимающихся указанной проблематикой.

В представленном исследовании содержатся весьма краткие выводы, касающийся предметной области исследования, сформулированные частично в результатах исследования и в рамках заключения. В частности, отмечается, что в ходе проведения исследования «анализ подтвердил значимость таких признаков, как время удержания клавиш, интервалы между нажатиями клавиш и скорость движения мыши».

Материалы данного исследования рассчитаны на широкий круг читательской аудитории, они могут быть интересны и использованы учеными в научных целях, педагогическими работниками в образовательном процессе, специалистами по внедрению машинных методов обучения, психологами, психотерапевтами, консультантами, аналитиками и экспертами.

В качестве недостатков данного исследования следует отметить, то, что в статье необходимо было бы уделить внимание описанию обзора научной литературы по заявленной теме. Несомненную ценность представляет очень подробное описание методов исследования и подробное изложение хода эксперимента, однако результаты исследования представлены очень кратко, самостоятельные выводы по результатам исследования не описаны, поэтому необходимо сделать более подробные выводы по проведенному исследованию и написать более ёмкое обобщающее заключение, поскольку именно оно создает впечатление законченности и логической завершенности исследования. При оформлении таблиц, рисунков и библиографии необходимо обратить внимание на требования действующих ГОСТов, оформить их в соответствии с этими требованиями, особое внимание стоит уделить источникам, являющимся электронными ресурсами, указать дату обращения к ним. Указанные недостатки не снижают высокую научную и практическую значимость самого исследования, однако их необходимо оперативно устранить и внести соответствующие уточнения и дополнения в текст статьи. Рукопись рекомендуется отправить на доработку.

Результаты процедуры повторного рецензирования статьи

В связи с политикой двойного слепого рецензирования личность рецензента не

раскрывается.

Со списком рецензентов издательства можно ознакомиться [здесь](#).

На рецензирование представлена статья «Методы машинного обучения при определении психического состояния на основе данных координатного устройства ввода информации». Работа включает в себя вводный раздел, в котором описано понимание психического состояния как психологического феномена. В основном разделе представлен теоретический анализ, в котором рассматриваются основные понятия, а также дается авторское понимание основных феноменов. Особое внимание дано характеристике методологически значимых работ. В следующих разделах представлены методы и результаты исследования. В заключении имеются обобщающие выводы и результаты, а также дальнейшие перспективы.

Предмет исследования. Целью проведенного исследования является исследование сосредоточено на выявлении стресса и тревожности в естественных условиях. В работе предложен интегрированный подход к непрерывному мониторингу психоэмоционального состояния пользователей на основе анализа поведенческих данных координатного устройства ввода в рамках инфраструктуры RemoteTopology.

Методологическая основа исследования. Методологически значимыми для проведенного автором исследования являются работы, где обсуждаются переход от обработки естественного языка к «машинному языку поведения», а также вызовы и ограничения при обучении моделей на поведенческих временных рядах. В исследовании был представлен теоретический анализ и эксперимент.

Актуальность исследования определяется необходимостью нахождения эффективных психодиагностических методик.

Научная новизна исследования.

Проведенное исследование позволило сделать ряд выводов:

- 1). Подтверждена диагностическая значимость таких признаков, как скорость перемещения курсора, интервалы между кликами и время удержания кнопки мыши, демонстрирующих высокую корреляцию с экспертными оценками уровня стресса;
- 2). Реализованный классификатор на основе алгоритма Random Forest обеспечил общую точность 76 % и F1-меру до 0,60 для высокого стресса, что превосходит большинство аналогичных решений, описанных в литературе;
- 3). Использование подхода обучения со множественными экземплярами (Multiple Instance Learning, MIL) позволило дополнительно повысить устойчивость модели за счёт снижения влияния ошибок разметки в реальных данных.

Полученные результаты демонстрируют, что сочетание инфраструктурных решений RemoteTopology и современных методов машинного обучения представляет собой эффективный инструмент для автоматизированного мониторинга психоэмоционального состояния в образовательных и профессиональных средах.

Стиль, структура, содержание. Стиль изложения соответствует публикациям такого уровня. Язык работы научный. Структура работы прослеживается, автором выделены основные смысловые части. Логика в работе имеется. Содержание статьи отвечает требованиям, предъявляемым к работам такого уровня. Объем работы достаточный для раскрытия предмета исследования.

Библиография. Библиография статьи включает в себя 16 отечественных и зарубежных источников, значительная часть которых изданы за последние три года. В список включены, статьи и тезисы. Источники оформлены не во всех позициях корректно. Например, в описании периодического источника 11 отсутствует информация о наименовании и номере журнала, а также номерах страниц.

Апелляция к оппонентам.

1). Рекомендуется оформить введение с определением актуальности, цели, объекта, предмета, задач, научной новизны и методологических основ исследования.

Выводы. Проблематика затронутой темы отличается несомненной актуальностью, а также практической ценностью. Статья будет интересна специалистам, которые занимаются проблемами психодиагностики состояний. Вопрос рассматривается через призму изучения методов машинного обучения при определении психического состояния на основе данных координатного устройства ввода информации. Статья может быть рекомендована к опубликованию. Однако важно учесть выделенные рекомендации и внести соответствующие изменения. Это позволит представить в редакцию научно-методическую и научно-исследовательскую работу, отличающуюся научной новизной и практической значимостью.