

Результаты применения нейросетевого анализа для оптимизации методов преподавания первой помощи и тактической медицины

ISSN 1996-8493

© Технологии гражданской безопасности, 2025

А.П. Никитин, И.В. Свитнев, Е.А. Харитоновна

Аннотация

Приводятся результаты анализа индивидуального подбора различных методов преподавания первой помощи и тактической медицины на основе данных, полученных из анкет и в процессе наблюдения за обучающимися. Продемонстрировано и обосновано, что анализ с помощью нейросетей помогает находить индивидуальные подходы с учетом психологических особенностей и вовлеченности различных групп опрошенных. Предлагается использовать нейронную модель, которая помогает выявить оптимальные стратегии преподавания и наглядно показывает важность метрик оценки проверки качества предсказаний для дальнейшего улучшения качества учебного процесса.

Ключевые слова: первая помощь; тактическая медицина; искусственный интеллект; машинное обучение; адаптивное обучение; метрики оценки; персонализация образования.

Для цитирования: Никитин А.П., Свитнев И.В., Харитоновна Е.А. Результаты применения нейросетевого анализа для оптимизации методов преподавания первой помощи и тактической медицины // Технологии гражданской безопасности. 2025. Т. 22. № 3. С. 78–84. EDN: EJBVUS.

The Results of Applying Neural Network Analysis to Optimize Teaching Methods Of first Aid and Tactical Medicine

ISSN 1996-8493

© Civil Security Technology, 2025

A. Nikitin, I. Svitnev, E. Kharitonova

Abstract

The article presents analysis results of individual selection of various teaching methods for the first aid and tactical medicine based on data obtained from questionnaires and during observation of students. It is demonstrated and substantiated that analysis using neural networks helps to find individual approaches taking into account psychological characteristics and involvement of various groups of respondents. It is proposed to use neural model that helps to identify optimal teaching strategies and clearly shows the importance of metrics for assessing the quality of predictions for further improvement of educational process quality.

Key words: first aid; tactical medicine; artificial intelligence; machine learning; adaptive learning; assessment metrics; personalization of education.

For citation: Nikitin A., Svitnev I., Kharitonova E. The Results of Applying Neural Network Analysis to Optimize Teaching Methods Of first Aid and Tactical Medicine // Civil Security Technology. 2025;22(3):78–84. EDN: EJBVUS.

Статья поступила в редакцию: 31.03.2025

Одобрена после рецензирования: 26.06.2025

Принята к публикации: 04.07.2025

Введение в проблему и обоснование целесообразности нейросетевого анализа при выборе метода обучения

В процессе преподавания первой помощи (далее — ПП) и основ тактической медицины (далее — ОТМ) очень важно учитывать возможности и умения обучающихся [12, с. 9; 13, с. 2]. Как правило, применяются «традиционные методы»: лекции, работа с манекенами; но в настоящее время растет интерес к моделям обучения, содержащим в себе онлайн- и офлайн-форматы, а при возможности — даже технологии виртуальной реальности (VR). Также стоит учитывать, что у каждого обучающегося есть свои предпочтения и особенности восприятия информации; при этом гибридный подход к обучению как раз удовлетворяет всем возможным аспектам. Кому-то будут понятнее традиционные практические занятия, практика с современными интерактивными тренажерами, а кто-то более хорошо усвоит изложение в онлайн формате или с помощью цифровой среды [8, с. 3].

Важно отметить, что без применения нейронных сетей гораздо сложнее в полной мере выполнить обоснование для наиболее подходящих форм обучения. Насколько бы хороши не были традиционные формы обучения, они все равно в полной мере не могут учитывать каждый индивидуальный фактор (уровень подготовки, мотивацию обучающихся, когнитивные способности). Здесь же становится очевидным преимущество алгоритмов машинного обучения, которые анализируют и обнаруживают «скрытые связи», тем самым делая возможным создавать более точные и индивидуальные программы для каждой группы обучающихся¹.

Для нахождения оптимального сочетания различных методов преподавания мы предлагаем использовать нейросеть, способную анализировать большие объемы данных и выявлять скрытые зависимости между ними, что позволит сделать возможным индивидуальный прогноз и подобрать нужный формат обучения для каждого человека [1, с. 5]. Без использования нейросети анализ анкет осуществлялся бы исключительно вручную с дальнейшей обработкой математическими методами, например, симплекс-методом теории игр, что значительно усложнило бы процесс. В таком случае было бы трудно учесть все возможные сочетания ответов и учесть индивидуальные особенности каждого участника. В свою очередь, с применением нейросети анализ проводится быстро и точно, что позволяет не только ускорить процесс, но и получить персонализированные результаты, адаптированные под конкретного обучающегося.

Модули нейросети и их роль в анализе данных

Нейросеть, используемая для нашего исследования, содержит несколько модулей, где каждый отвечает за определенную задачу, создавая вместе итоговую

картину. Перечень и краткое описание блоков, которые были использованы в ходе исследования:

- **Предварительная обработка данных.** Сюда входят очистка анкет от пропусков; нормализация числовых показателей; кодирование категорий (например, типов обучающихся), а также первичная фильтрация мультимедийной информации.

- **Глубокая нейронная сеть (DNN).** Это основной блок, который содержит слои, способные обрабатывать как текстовые данные (например, открытые ответы в анкетах), так и результаты тестов либо видеозаписи практических навыков.

- **Интерпретирующий слой (Explainable AI).** Его задача — объяснить, почему нейросеть приняла то или иное решение, какие признаки повлияли на итоговый вывод. В образовании это особенно важно: преподавателям и методистам нужно понимать, почему модель рекомендует использовать, к примеру, VR-обучение для одних групп и традиционные занятия с манекенами для других [11, с. 3].

На вход нейросети поступает массив из 12 чисел, которые представляют вопросы анкеты (рис. 1). Каждому вопросу соответствует определенный уровень согласия, а именно:

- 1 — «Полностью согласен».
- 2 — «Скорее согласен».
- 3 — «Скорее не согласен».
- 4 — «Совсем не согласен».

Пример входного массива: [4, 2, 1, 1, 1, 3, 2, 3, 4, 1, 1, 1]

На выходе нейросеть генерирует массив из 4 чисел, где каждое число — это вероятность того, что обучающийся относится к одному из 4 типов:

1. Традиционный ученик — учащийся, который предпочитает традиционные методы обучения, такие как: лекции; семинары; практические занятия с инструктором.

2. VR-ученик — учащийся, который лучше воспринимает информацию с использованием технологий виртуальной реальности (VR).

3. Тактильный ученик — учащийся, который лучше усваивает материал через практические занятия с активным взаимодействием с объектами.

4. Идеальный ученик (гибрид) — учащийся, который эффективно сочетает различные методы обучения, включая традиционные, VR и тактильные подходы.

Пример выхода может выглядеть так: [0.85, 0.05, 0.05, 0.05]

Это значит, что модель с вероятностью 85% считает пользователя Традиционным учеником, а с вероятностью 5% — VR-учеником, 5% — Тактильным учеником и 5% — Идеальным учеником. То есть, наиболее вероятно, что обучающийся лучше всего воспринимает информацию через традиционные методы обучения.

¹ Филатова О.Н., Булаева М.Н., Гущин А.В. Применение нейросетей в профессиональном образовании: Текст научной статьи по специальности «Науки об образовании» // Современное профессиональное образование. 2022. № 3. С. 1-2.

Рис. 1. Пример анкеты (разработана авторами)

Нейросетевой анализ статистических данных и его роль в решении задач выбора оптимальных методов обучения

После того, как будут собраны и проанализированы все анкеты, важно описать исходные данные в виде обобщенных сведений и показать, как они были «поданы» на вход нейросети.

Рис. 2 демонстрирует, какие методы преподавания вызвали самый большой интерес у участников исследования (практические занятия с инструктором, VR-занятия, отработка на манекенах и имитаторах). Результаты указывают на разнообразие взглядов: одна часть обучающихся предпочла метод обучения с реальными материалами, а другая — обучение с инновационными VR-технологиями.

Рис. 3 показывает результаты сортировки обучающихся на группы, которые различаются по

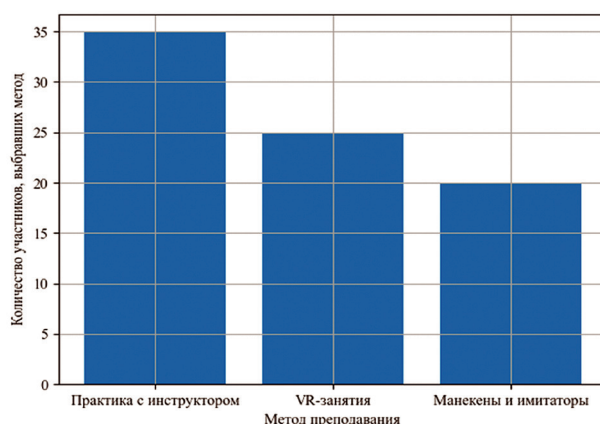


Рис. 2. Интерес к методам преподавания (данные получены авторами)

психологическим особенностям и восприятию информации. В качестве примера может выступать «Идеальный обучаемый», который не «капризен» к различным видам обучения и способен воспринимать информацию любыми способами. Нейросеть в этом случае выполняет роль сортировщика и четко выделяет группы на основе проанализированных данных [9, с. 6; 10, с. 2].

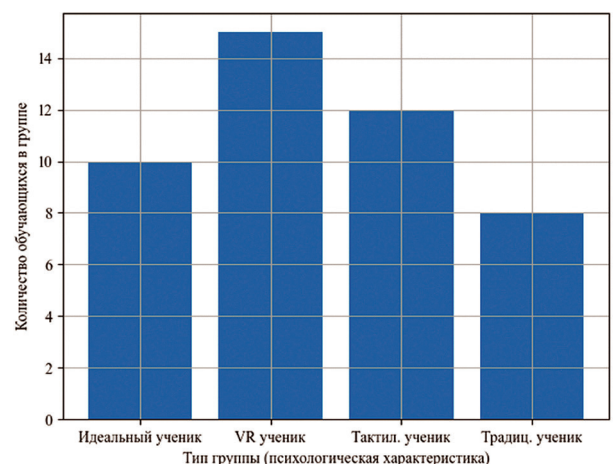


Рис. 3. Количество обучающихся, относящихся к различным психологическим группам (данные получены авторами)

Анализ и объяснение результатов исследования на примере «предсказаний» нейросети

Для уверенности в том, что нейросетевая модель действительно способствует улучшению образовательного процесса, необходимо регулярно оценивать её оптимальность с опорой на реальные данные. В нашем исследовании мы используем интегральный показатель,

условно называемый «**трудоспособностью обучающихся**», который отражает готовность и способность обучающихся усваивать знания и применять их на практике в рамках выбранной методики преподавания. Под **трудоспособностью** в данном контексте понимается **комплексная характеристика**, включающая в себя когнитивную активность, мотивацию, эмоциональное состояние и готовность к практическому применению знаний. Эта характеристика особенно важна при сравнении традиционных методов обучения с современными форматами — такими как цифровые среды, VR-тренажёры и практико-ориентированное обучение с использованием манекенов и симуляторов [2, с. 11; 3, с. 4].

Данные для анализа базы данных были собраны в ходе анкетирования и наблюдений, проведенных среди обучающихся. Исследование проводилось в течение учебного года 2024/2025. Массивом данных для исследования служили анкеты с вопросами к обучающимся об оценке собственного психотипа применительно к методам практического обучения первой помощи и тактической медицине и их привлекательности с точки зрения оптимальной работоспособности. В опросе участвовало 376 студентов Института медицины, факультета Социологии СПбГУ и 384 курсанта высшего военно-инженерного учебного заведения. Все обучающиеся учились на 2 курсе специалитета (бакалавриата).

Возраст анкетированных:

- 18 лет — 18%
- 19 лет — 60%
- 20 лет — 15%
- 21 год — 7%.

Среди участников опроса: девушек — 42%, юношей — 58%. В составе групп опроса число участников СВО составляло около 1,5%.

Анкета включала блоки, направленные на выявление:

- психологических характеристик (тип восприятия, уровень тревожности, мотивация и др.);
- субъективных предпочтений в выборе метода обучения (традиционный, имитационный, цифровой);
- оценки восприятия оптимальности каждого метода.

Каждый обучающийся оценивал методы по ряду критериев: понятность материала; вовлеченность; мотивация; ощущение продуктивности; эмоциональное состояние и др. Результаты анкет агрегировались, нормализовались и переводились в единообразную шкалу от 0 до 100 баллов, где более высокое значение означало большую эффективность и трудоспособность группы при этом методе.

В результате анализа «трудоспособности обучающихся» (рис. 4) были получены следующие усредненные показатели: VR-метод (A2) — около 80 баллов; традиционный метод (A1) — 70 баллов; практический метод с тренажерами (A3) — 75 баллов [14, с. 8; 15, с. 3].

Виртуальная реальность (VR) становится все более распространенным методом обучения благодаря своим уникальным возможностям. VR выбирают в первую очередь за интерактивность

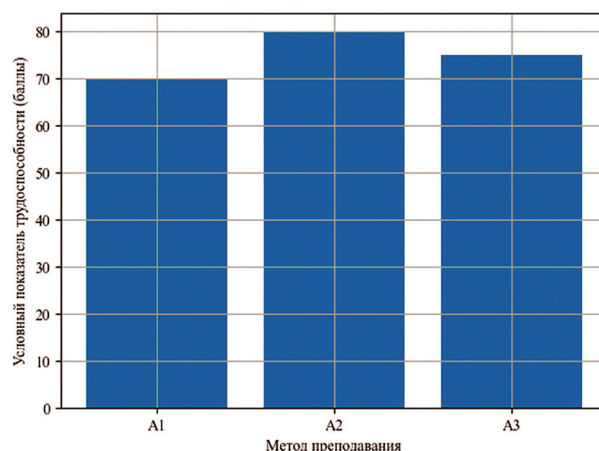


Рис. 4. Условный показатель трудоспособности при различных методах преподавания (данные получены авторами)

и захватывающий опыт, который он предлагает. Обучающиеся отмечают, что взаимодействие с учебным материалом в трехмерной среде делает процесс обучения более увлекательным и эффективным.

Процесс обучения нейросети

Во время обучения нейросеть на каждом шаге эпохи сравнивает свои текущие предсказания с истинными метками, вычисляет ошибку с помощью функции потерь и корректирует свои весовые коэффициенты с использованием метода обратного распространения ошибки. Мы провели 50 таких итераций (эпох), что оказалось достаточным для стабилизации модели: ошибка перестала заметно изменяться, а признаки переобучения не проявились — модель сохраняла обобщающую способность на валидационном наборе данных. (рис. 5).

На графиках показана динамика потерь (Loss) и точности (Accuracy) на обучающем и валидационном наборах данных в процессе обучения.

- Слева: потери быстро снижаются в первые несколько эпох и выходят на плато, что говорит о стабильной сходимости модели.
- Справа: точность быстро достигает значения около 100% и сохраняется на этом уровне как на обучающей, так и на валидационной выборке.
- Вывод: модель обучилась эффективно — переобучения не наблюдается, расхождения между обучающей и валидационной метриками минимальны. 50 эпох оказалось достаточно для достижения высокой обобщающей способности.

Технологический стек проекта

В ходе разработки программного продукта был использован язык программирования Python благодаря своей универсальности и широким возможностям в области машинного обучения. Для построения и обучения модели классификации применялись фреймворки TensorFlow и Keras. Keras обеспечил удобный высокоуровневый интерфейс для создания нейросети,

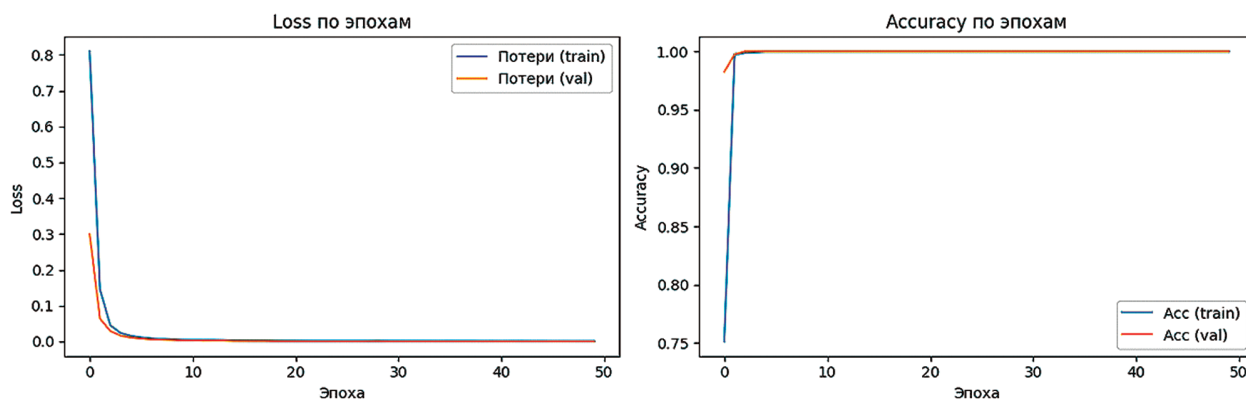


Рис. 5. Графики обучения модели (данные получены авторами)

тогда как TensorFlow отвечал за производительность и вычисления на более низком уровне.

Графический интерфейс программы был реализован с использованием библиотеки PyQt5, что позволило создать удобную и понятную среду взаимодействия с пользователем.

Для наглядной демонстрации хода обучения модели использовалась библиотека Matplotlib. С ее помощью были построены графики изменения потерь и точности по эпохам, что позволило визуализировать эффективность обучения.

На заключительном этапе проект был собран в исполняемый файл формата.exe с помощью инструмента PyInstaller. Это решение позволило запускать приложение на устройствах без установленного Python и дополнительных библиотек, что значительно упростило его распространение и использование.

Обсуждение. Сочетание в обучении VR-технологий и манекенов

Нейросеть выполнила анализ, итоговые результаты продемонстрированы на графиках рис. 6 и 7 (A1 — Традиционный метод; A2 — VR-метод (обучение с использованием виртуальной реальности); A3 — Практический метод (отработка на манекенах и имитаторах); A2 + A3 — Гибридный метод (VR + практика на манекенах).

Исходя из рис. 6, можно сделать вывод, что комбинированный подход, объединяющий VR-технологии и имитационные методики, оказался самым эффективным способом обучения в условиях увеличивающихся групп. Он сочетает в себе преимущества виртуальной реальности для ознакомления с теорией и сложными случаями, а также практическую часть, где используются манекены. Благодаря этому подходу временные затраты преподавателя не увеличиваются линейно: виртуальная среда частично компенсирует нагрузку, связанную с практическими занятиями. На графике, представленном на рис. 7, показано сравнение временных затрат преподавателей (в часах) при использовании различных методов обучения в зависимости от размера обучаемой группы. Метод A1 (традиционный подход) демонстрирует наибольший рост затрат времени по мере увеличения количества обучающихся. Это объясняется необходимостью индивидуального

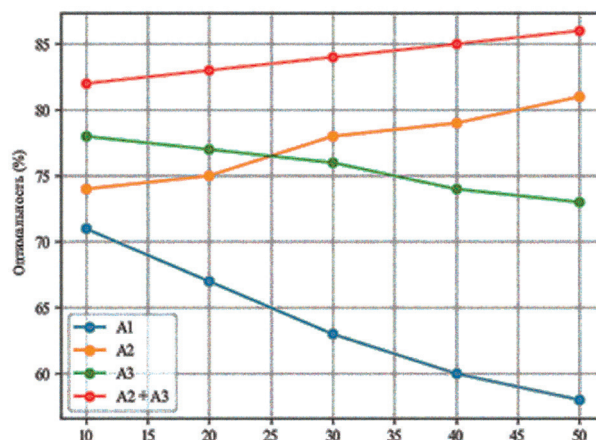


Рис. 6. Сравнение оптимальности методов обучения (данные получены авторами)

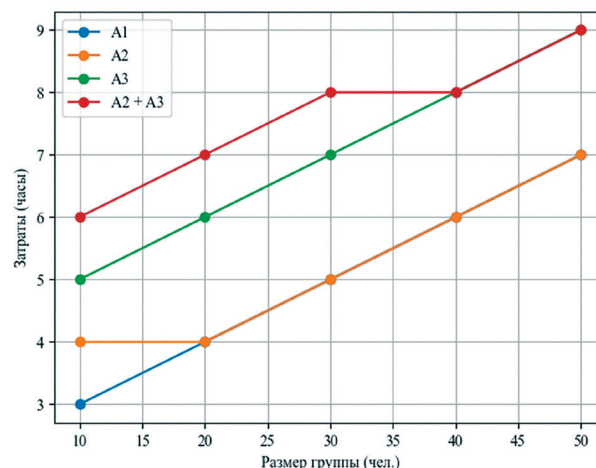


Рис. 7. Сравнение затрат времени преподавателей (данные получены авторами)

взаимодействия преподавателя с каждым участником, что делает метод маломасштабируемым и ресурсоемким.

Метод A2, основанный на использовании VR-технологий, показывает наименьшие временные затраты, особенно при обучении небольших групп. Это связано с возможностью одновременного взаимодействия преподавателя с несколькими участниками в виртуальной среде без увеличения нагрузки. Метод A3, предполагающий использование манекенов и имитаторов, отличается умеренным ростом затрат времени,

так как часть задач автоматизируется и не требуется постоянный прямой контакт с каждым обучающимся.

Комбинированный подход (A2 + A3) оказался наиболее эффективным. Он сочетает преимущества VR для ознакомления с теорией и сложными клиническими случаями, а также практическую часть с использованием манекенов. Благодаря этому общий объем временных затрат преподавателя не увеличивается линейно: VR-среда частично компенсирует нагрузку, связанную с практическими занятиями.

Примечательно, что уже на отметке в 20 человек кривые методов A1 (традиционного) и A2 (VR) начинают совпадать. Это связано с тем, что VR-технологии, эффективные при малых группах, начинают терять преимущество при росте числа обучающихся. При достижении порога технической загрузки (например: когда все VR-гарнитуры заняты и преподавателю приходится организовывать обучение поочередно) временные затраты начинают расти так же, как и при традиционном подходе. Таким образом, эффективность VR-метода снижается, и он становится сопоставим с методом A1 по затратам времени.

Начиная примерно с группы из 30 человек, графики методов A2, A3 и комбинированного подхода начинают выравниваться и расти параллельно, что связано с тем, что эти методы достигают предела масштабируемости: преподаватели переходят к обучению по отработанным шаблонам: появляются подгруппы, каждая из которых проходит одинаковый цикл, а также вступают в силу технические ограничения, такие как количество доступных VR-устройств или учебных станций. В результате дальнейшее увеличение численности группы приводит к стабильному и равномерному росту временных затрат.

Таким образом, график наглядно показывает, что традиционный подход A1 является наименее эффективным при увеличении группы, в то время как комбинированный метод (A2 + A3) остается наиболее сбалансированным, гибким и приспособленным к масштабированию в условиях ограниченных ресурсов.

Заклучение: нейросеть и дальнейшее развитие адаптивного обучения

Результаты нашего исследования позволяют сделать следующие выводы:

1. Нейросеть действительно может качественно определить наиболее подходящие методы и способы преподавания для различных групп обучающихся.

2. Выбор подходящих методов обучения улучшает качество занятий и увеличивает мотивацию обучающихся.

3. Наиболее эффективным методом обучения, по данным опроса, является гибридный метод, сочетающий в себе VR-технологии и практическое обучение на манекенах.

Наиболее перспективным направлением исследований на данный момент является расширение базы опрошенных лиц и более детальный анализ полученных данных, включающий в себя темперамент опрошенных, психологическую составляющую и уровень стресса в процессе проведения занятий. Благодаря всем этим аспектам нейросети становятся практичным и эффективным инструментом, позволяющим делать качественный анализ, сортировку и обработку данных, тем самым подбирая наилучший подход к обучению первой помощи и тактической медицине.

Литература

1. Мкртчевна Н.С. Современные методы обучения иностранным языкам в вузе (на примере билингвального обучения и тандем-метода) // Альманах современной науки и образования. 2012. № 3. С. 91–92.
2. Яруллина Л.Р. Использование кейс-метода как метода активного обучения педагогов профессионального обучения // Труды конференции. 2014. С. 262–267.
3. Шалбаева Р.Г., Балбарова Д.Г. Инновационные методы обучения: особенности кейс-стади метода обучения // Труды конференции. 2011. С. 67–69.
4. Адигамова З.С., Лихненко Е.В. Современные методы обучения студентов технических специальностей: «Проект-технология», «Метод ситуационного обучения (Case Study)» // Труды конференции. 2013. С. 337–340.
5. Алексеева Е.А. Теоретические аспекты использования активных методов обучения: основа повышения эффективности традиционных методов обучения // Труды конференции. 2015. С. 17–21.
6. Табуева И.Н. Проблемный метод обучения как один из активных методов обучения иностранному языку в неязыковом вузе // Вестник Поволжского государственного университета телекоммуникаций и информатики. 2015. № 3. С. 99–102.
7. Курилюк С.А., Сафронов К.С. Сравнительный анализ методов классического машинного обучения и методов глубокого обучения для задачи детектирования аномалий // Вестник Санкт-Петербургского государственного морского технического университета. 2024. Т. 1. № 1. С. 497–508.
8. Прокопчина С.В. Новый тип нейросетей: Байесовские измерительные нейросети (БИН) на базе методологии регуляризирующего байесовского подхода // Вестник Финансового университета при Правительстве Российской Федерации. 2020. Т. 35. № 10. С. 17–24.
9. Кожухина В.И. Нейросети в переводе: технологический прорыв или просто тренд (на примере нейросети Neugen) // Тезисы доклада на конференции. 2023. С. 305–307.
10. Головаченко В.С., Ким Д.А. Использование нейросетей для разграничения омонимии и полисемии на примере нейросети «Шедевр» // Вестник Кубанского государственного университета. 2024. № 7 (55). Порядковый номер: 19.
11. Трусев Н.А. Последствия использования обучающимися возможностей нейросетей в образовательном процессе: о диалоге преподавателя с нейросетью // Труды конференции. 2024. С. 119–133.
12. Тульчанский И.Ю., Турлай И.В. Тактическая медицина (медицина поля боя): от простого к сложному // Труды конференции. 2023. С. 180–186.
13. Кузьмин С.А., Григорьева Л.К. Практическая подготовка студентов лечебного факультета по основам тактической медицины на кафедре медицины катастроф // Труды конференции. 2024. С. 93–98.
14. Свиридов В.П., Синявский А.П. Тактическая медицина в силовых структурах: особенности и необходимость // Труды конференции. 2024. С. 326–328.
15. Берлинде В.Э., Кузин П.А., Завирский А.В., Савченко О.А. Методика подготовки инструкторов по тактической медицине на базе Военно-медицинской академии // Журнал военной медицины. 2024. № 4. С. 200–204.

Сведения об авторах

Никитин Александр Павлович: ВКА имени А.Ф. Можайского, курсант.
Санкт-Петербург, Россия.

Свитнев Игорь Владимирович: к. воен. н., доцент, ВКА имени А.Ф. Можайского, доцент кафедры радиационной, химической и биологической защиты.
Санкт-Петербург, Россия.
SPIN-код: 8142-8660.

Харитоновна Елена Александровна: к. м. н., доцент, Санкт-Петербургский государственный университет, зав. кафедрой основ медицинских и специальных знаний.
Санкт-Петербург, Россия.
SPIN-код: 3069-4580.

Information about authors

Nikitin Alexander P.: Military Space Academy named after A.F. Mozhaisky, Cadet.
Saint Petersburg, Russia.

Svitnev Igor V.: PhD (Military Sc.), Associate Professor, Military Academy named after A.F. Mozhaisky, Associate Professor of the Department of Radiation, Chemical and Biological Defense.
Saint Petersburg, Russia.
SPIN- scientific: 8142-8660.

Kharitonova Elena A.: PhD (Medical Sc.), Associate Professor, Saint Petersburg State University, Head of the Department of Fundamentals of Medical and Specialized Knowledge.
Saint Petersburg, Russia.
SPIN- scientific: 83069-4580.