

Возможности применения технологий искусственного интеллекта для оказания догоспитальной помощи при травмах

П.А. Селиверстов , Ю.Г. Шапкин, Н.Ю. Стекольников

Кафедра общей хирургии

ФГБОУ ВО «Саратовский государственный медицинский университет им. В.И. Разумовского»

410012, Российская Федерация, Саратов, ул. Большая Казачья, д. 112

✉ **Контактная информация:** Селиверстов Павел Андреевич, доцент, кандидат медицинских наук, доцент кафедры общей хирургии ФГБОУ ВО «СГМУ им. В.И. Разумовского» МЗ РФ. Email: seliwerstov.pl@yandex.ru

РЕЗЮМЕ

Использование искусственного интеллекта (ИИ) на догоспитальном этапе оказания помощи при травмах осуществимо и имеет большие перспективы. Технологии ИИ позволяют сократить время оказания скорой медицинской помощи, принять объективные решения по сортировке, эвакуации и лечению пострадавших, способствуют координации действий и оптимальному распределению ресурсов спасательных служб в условиях мирного времени, чрезвычайных ситуаций и боевых действий. Алгоритмы ИИ, использующие технологии «компьютерного зрения», «обработки естественного языка» и мобильные беспроводные сенсорные системы, расширяют возможности дистанционного поиска и удалённой медицинской сортировки пострадавших. Системы ИИ, разработанные на основе алгоритмов машинного обучения, значительно превосходят традиционные инструменты сортировки по точности идентификации пациентов с тяжёлой травмой, нуждающихся в экстренных операциях и интенсивной терапии. ИИ может снизить число ошибок, но не заменяет профессиональный опыт специалиста, оказывающего догоспитальную помощь, и предоставляет лишь дополнительный инструмент поддержки принятия решений. Необходимо дальнейшее изучение возможностей использования технологий ИИ в реальных условиях оказания догоспитальной помощи при травмах.

Ключевые слова:

искусственный интеллект, травма, догоспитальная помощь, машинное обучение, сортировка

Ссылка для цитирования

Селиверстов П.А., Шапкин Ю.Г., Стекольников Н.Ю. Возможности применения технологий искусственного интеллекта для оказания догоспитальной помощи при травмах. *Журнал им. Н.В. Склифосовского Неотложная медицинская помощь*. 2025;14(3):609–618. <https://doi.org/10.23934/2223-9022-2025-14-3-609-618>

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

Благодарность, финансирование

Исследование не имеет спонсорской поддержки

АД — артериальное давление
БПЛА — беспилотные летательные аппараты
ДТП — дорожно-транспортное происшествие
ИИ — искусственный интеллект
ЧС — чрезвычайная ситуация
ЧСС — частота сердечных сокращений
AUC — Area Under Curve

EtCO₂ — содержание углекислого газа в выдыхаемом воздухе
GCS — *Glasgow Coma Scale*
RTS — *Revised Trauma Score*
SaO₂ — насыщение кислородом артериальной крови
START — *Simple Triage and Rapid Treatment*
YOLO — *You Only Look Once*

ВВЕДЕНИЕ

Во всём мире травмы остаются основной причиной смерти среди лиц моложе 45 лет. Половина смертей от травм происходит на догоспитальном этапе оказания помощи. Догоспитальная помощь требует быстрого принятия решений по сортировке, эвакуации и лечению пострадавших на основе ограниченной и динамичной информации в сложной обстановке, при массовых санитарных потерях и недостатке ресурсов, что может увеличить когнитивную нагрузку на медперсонал и повлиять на качество оказания помощи. За последнее десятилетие резко возрос интерес к использованию искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранении, медицине катастроф и военной медицине

в качестве средства поддержки принятия решений. Технологии ИИ продемонстрировали значительный потенциал для снижения летальности и улучшения результатов лечения при травмах [1].

Цель обзора — рассмотреть возможности и эффективность применения технологий ИИ для оказания догоспитальной помощи при травмах в условиях мирного времени, чрезвычайных ситуаций (ЧС) и боевых действий.

Проведен поиск научных статей в базах данных *PubMed* и *Scopus*, опубликованных с 2014 по 2024 год, и посвящённых использованию технологий ИИ для поиска, сортировки, эвакуации и лечения пострадавших

ших с травмами на догоспитальном этапе оказания помощи в мирное время, при ЧС и боевых действиях. Осуществлён анализ 185 литературных источников, из которых в обзор включено 53.

ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ИИ ДЛЯ ПОИСКА И ДИСТАНЦИОННОЙ СОРТИРОВКИ ПОСТРАДАВШИХ

Дорожно-транспортные происшествия (ДТП) являются основной причиной смерти от травм. Одним из путей снижения летальности от травм, полученных в ДТП, может служить сокращение времени реагирования служб спасения.

Вызов скорой медицинской помощи с места ДТП может быть затруднён или невозможен из-за плохой телефонной связи, тяжести состояния пострадавших, удалённости и безлюдности места происшествия. Системы раннего автоматического обнаружения аварий, использующие технологии ИИ, способны сократить время прибытия бригады скорой помощи к месту ДТП. Придорожные видеокамеры и датчики бортовых систем транспортных средств автоматически регистрируют резкое изменение скорости автомобиля, внезапную смену полосы движения, срабатывание подушек безопасности, направление и силу удара при столкновении. Информация передаётся в службы спасения и анализируется алгоритмами машинного обучения («машина опорных векторов», нейронные сети, «случайный лес»), которые определяют вероятность аварии [2]. Так, алгоритм глубоких нейронных сетей распознавал с точностью 86% ДТП со столкновением, анализируя изменения скорости движения, угла поворота рулевого колеса и положения педали газа, которые регистрировали бортовые датчики автомобиля [3]. Между тем, использование придорожных устройств для сбора данных значительно ограничено существенными расходами на установку и обслуживание, неполным покрытием дорожной сети, снижением видимости видеокамер при плохой погоде. Датчики автомобиля сложны в настройке, могут быть повреждены в аварии, могут не зафиксировать или дать ошибочные показания.

Информация, переданная по телефону с места аварии в службу скорой помощи, позволяет диспетчеру предположить у пострадавших тяжёлые травмы, принять решение об отправке на место происшествия специализированных врачебных бригад, вертолёта санитарной авиации с необходимым оборудованием, определить количество выездных бригад. Однако оценка ситуации и суждения диспетчера субъективны. Системы ИИ, созданные на основе алгоритмов машинного обучения («машины опорных векторов», нейронных сетей, «дерева решений»), позволяют рассчитать риск получения тяжёлых травм в ДТП по данным, которые можно легко определить на месте аварии и передать по телефону диспетчеру. Большинство моделей анализируют 12–16 входных параметров, таких как состояние проезжей части (тип, класс, освещённость дороги), тип и количество вовлечённых в аварию транспортных средств, использование ремня безопасности, место и время аварии, погодные условия, наличие погибших в ДТП, возраст пострадавших. Так как структура аварий на определённых участках дороги может со временем меняться, на основе искусственной нейронной сети разработана модель, которая автоматически обучается и учитывает дополнительные данные о ранее зарегистрированных авариях [4].

Системы ИИ предсказывали с точностью 65–87% наличие у пострадавших в ДТП травм с высоким риском смертельного исхода, требующих реанимационных мероприятий или хирургических вмешательств [5–7]. *Chin K. C. et al.* (2022) предложили систему ИИ, способную с точностью 74–77% автоматически распознавать тяжёлые травмы у пострадавших в ДТП на основе анализа аудиозаписи телефонного вызова. Система не превзошла диспетчеров по точности определения тяжести травм, но ИИ чаще принимал правильное решение в ситуациях, в которых диспетчеры не были уверены в своих суждениях. Диспетчеры акцентировали внимание на механизме получения травм, тогда как ИИ анализировал весь спектр данных [8].

Ceklic E. et al. (2022) разработали алгоритм ИИ, который с помощью метода «обработки естественного языка» определял по тексту телефонного вызова с точностью 98% необходимость следования на место ДТП автомобиля скорой помощи с включёнными проблесковым маячком и специальным звуковым сигналом. Указание о включении спецсигналов автоматически отправлялось бригаде по пути следования к месту аварии [9]. Алгоритм ИИ, созданный на основе глубоких нейронных сетей, анализировал погодные условия, данные о загруженности и перекрытиях дорожной сети и с точностью 80–92% выбирал кратчайший маршрут движения автомобиля скорой помощи с минимальной затратой времени на прибытие к месту получения травмы и доставку пострадавшего в назначенную больницу [10].

Ведутся разработки систем ИИ для раннего автоматического поиска и удалённой медицинской сортировки пострадавших в зоне ЧС и на поле боя. Применение таких систем имеет особую важность в условиях недоступности места получения травмы для медперсонала; при огневом воздействии противника; биологическом, радиоактивном или химическом заражении местности; недостатке ресурсов. Бойцы и спасатели, например, пожарные, оснащаются беспроводными устройствами, определяющими основные показатели их состояния, частоту сердечных сокращений (ЧСС), артериальное давление (АД), частоту дыханий, уровень сознания, температуру тела. Сенсорная система может быть встроена в смарт-часы, фиксироваться на тельном пластырем, входить в профессиональное снаряжение и экипировку. Данные с датчиков непрерывно передаются на мобильные устройства медиков и анализируются алгоритмами ИИ [11]. Так, в системе автоматизированной удалённой сортировки раненых, разработанной специалистами Военной Академии Македонии, показатели с датчиков передавались в службу спасения на расстояние до 3 км на открытой местности и до 1 км в городской черте. Алгоритм ИИ распознавал бойцов, получивших ранение, и определял срочность оказания медицинской помощи и эвакуации по системе *START (Simple Triage and Rapid Treatment)*. Точность сортировки при тестировании системы в эксперименте достигала 98% [12].

Уровень сознания является наиболее важным критерием сортировки пострадавших, но его сложно определить дистанционно. *Kim D. et al.* (2018) разработали на основе глубокой нейронной сети модель ИИ, которая способна удалённо анализировать у раненых кардиореспираторные показатели и упрощённо оценивать сознание по вербальной и моторной реакции. Технология автоматического распознавания речи

определяла вербальный ответ как нечленораздельные звуки или понятную речь. Двигательный ответ оценивался по наличию / отсутствию реакции на локальную боль, вызываемую через браслет. Точность прогнозирования выживаемости у модели ИИ оказалась выше, чем у сортировочной шкалы *RTS (Revised Trauma Score)*, и составила 0,89 *Area Under Curve (AUC)* [13].

Алгоритмы машинного обучения использованы для создания систем раннего удалённого выявления на поле боя раненых с тяжёлой кровопотерей и шоком. Например, алгоритм ИИ на основе «машинных опорных векторов» с точностью 88% автоматически определял развитие гиповолемии по показателям пульсовой волны, передаваемым с размещённых на теле бойцов многоканальных пульсоксиметров [14]. Однако пульсоксиметр или аппарат для дистанционного измерения АД могут ограничивать движения и причинять дискомфорт в полевых условиях, а движения нарушать запись и анализ данных. В качестве альтернативы сконструировано беспроводное устройство в виде браслета для дистанционного мониторинга показателей ЧСС, теплового потока, температуры кожи, кожно-гальванической реакции, кардиографии и акселерометрии. Алгоритм машинного обучения на основании этих данных анализировал динамику ударного объёма сердца и с точностью 90% распознавал развитие абсолютной гиповолемии вследствие кровопотери и относительной гиповолемии, вызванной физической нагрузкой [11].

За последнее десятилетие беспилотные летательные аппараты (БПЛА) всё чаще используются для поиска, сортировки и спасения пострадавших в зонах ЧС и боевых действий. Маскировка и камуфляж затрудняют обнаружение раненых на поле боя. Оценка тяжести состояния пострадавших зависит от опыта оператора дрона. Технологии «компьютерного зрения» могут анализировать изображения с видеокamer БПЛА и значительно повысить возможности дистанционного поиска и точность сортировки пострадавших. Так, на базе алгоритма глубокого обучения *YOLO (You Only Look Once)* создан инструмент для распознавания человека в военном камуфляже на изображениях с видеокamer. При тестировании алгоритм идентифицировал замаскированного человека в сложных полевых условиях с точностью 97% [15]. Система ИИ, разработанная *Al-Naji A. et al.* (2019), автоматически определяла на видеоизображениях наличие у человека дыхательных движений груди, распознавала в эксперименте живых людей в разных позах и манекен, изображающий труп человека. Между тем, использование данной системы на поле боя малоприменимо, так как бронезилет затруднит выявление дыхательных движений груди [16]. На основе нейронных сетей создан алгоритм, который с высокой точностью (*AUC* 0,96) определял на изображениях с обычных и инфракрасных видеокamer неподвижно лежащих и совершающих движения людей. Данный алгоритм может быть использован для обнаружения раненых в бессознательном состоянии в дневное и ночное время [17].

В системе, предложенной *Lu J. et al.* (2023) для поиска и удалённой сортировки пострадавших в ЧС, данные с видеокamer БПЛА по мобильной связи 5G передавались в центр управления службы скорой помощи в режиме реального времени. Алгоритм ИИ, построенный на основе программ *YOLO* и *OpenPose*, распознавал на видеоизображениях людей в разных позах,

выявлял их способность ходить и совершать движения конечностями по голосовым указаниям, подаваемым через микрофон прибывшего в зону ЧС дрона. По этим данным ИИ определял тяжесть травмы у пострадавших и проводил их сортировку по системе *START*. В экспериментах на моделях ЧС с массовыми санитарными потерями система позволяла быстро определить количество человек, симулирующих травмы средней и тяжёлой степени тяжести [18].

ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ИИ НА МЕСТЕ ОКАЗАНИЯ ДОГОСПИТАЛЬНОЙ ПОМОЩИ

Быстрая и точная медицинская сортировка пострадавших на месте происшествия необходима для своевременного оказания неотложной помощи, определения очередности и направлений эвакуации, что имеет решающее значение для выживания травмированных. Оперативная информация о количестве и тяжести состояния пострадавших может способствовать координации действий и оптимальному распределению ресурсов медицинской службы, подготовке травмоцентров и госпиталей к поступлению пациентов с тяжёлыми травмами.

На сегодняшний день предложено множество шкал и систем для догоспитальной оценки тяжести травмы. В качестве факторов риска тяжёлой травмы (оценка по *Injury Severity Scale* более 15 баллов) используются различные физиологические показатели, механизм и вид повреждений, возраст, наличие сопутствующей патологии и другие маркеры, которые можно определить на месте оказания помощи. Большинство ранее предложенных шкал, таких как *GCS (Glasgow Coma Scale)*, *RTS*, *NTS (New Trauma Score)*, *MGAP (Mechanism, Glasgow Coma Scale, Age, and arterial Pressure)*, требуют клинического опыта и суждений врача, ручного подсчёта баллов, что затрудняет их использование в условиях недостатка времени и ресурсов, особенно в случае ЧС с массовыми санитарными потерями и на поле боя. Прогнозирование построено на основе линейного или логистического регрессионного анализа без учёта весового значения входных переменных.

Алгоритмы ИИ, обученные на больших базах данных, способны выявлять сложные как линейные, так и нелинейные взаимосвязи между переменными, и минимизировать расхождение между прогнозируемыми и наблюдаемыми результатами. Ряд исследований, в том числе метаанализ, показали, что модели оценки тяжести травмы, разработанные на основе алгоритмов машинного обучения («случайный лес», «машина опорных векторов», градиентный бустинг и нейронные сети), значительно превосходят традиционные инструменты сортировки по точности прогнозирования смертельного исхода, необходимости госпитализации и интенсивной терапии [19–21]. Системы сортировки пострадавших при ЧС с массовыми санитарными потерями, созданные с помощью алгоритмов машинного обучения, превосходили такие системы, как *BCD (Battlefield Casualty Drills)*, *Triage Sieve*, *MPTT (Modified Physiological Triage Tool)*, *START* и *RAMP (Rapid Assessment of Mentation and Pulse)* по точности прогноза необходимости реанимационных мероприятий и экстренной операции [22]. Наибольшая точность сортировки была у моделей на основе алгоритмов «случайного леса» и нейронных сетей (*AUC* более 0,88) [23].

Способность моделей ИИ распознавать тяжёлые травмы может быть повышена за счёт увеличения

числа входных переменных, но анализ взаимосвязей между многими факторами риска требует применения сложных вычислительных систем. Кроме того, исследования показали, что использование более сложных алгоритмов ИИ или увеличение набора входных данных не всегда приводит к повышению эффективности системы [13, 24]. Модели ИИ, построенные на сложных алгоритмах (искусственной нейронной сети, усовершенствованного градиентного бустинга), по точности идентификации тяжёлой травмы были аналогичными или уступали более простым моделям, основанным на логистической регрессии [25, 26].

Системы ИИ могут применяться в виде приложений к мобильным устройствам (смартфону, планшету) с графическим интерфейсом, позволяющим медперсоналу быстро ввести данные в приложение и получить решение на месте оказания помощи. Сокращение объёма вводных данных упрощает и не задерживает работу спасателей. Алгоритмы машинного обучения дают возможность определить наиболее сильные предикторы и создать системы с минимальным набором простых входных переменных. Например, использование только моторного компонента шкалы GCS в модели ИИ, разработанной на основе нейронной сети, значительно не снизило способность системы прогнозировать риск смерти травмированных [27]. Точность распознавания тяжёлой травмы у водителей и пассажиров транспортных средств по обстоятельствам ДТП у алгоритма ИИ, использующего 5 самых сильных из 14 предикторов (тип аварии, использование ремня безопасности, срабатывание подушек безопасности, выбрасывание или необходимость высвобождения пострадавшего из деформированного автомобиля), была аналогичной точности модели, включающей полный набор переменных [26]. Алгоритмы ИИ, созданные на основе «эластичной сети» и градиентного бустинга, имели высокую способность (AUC 0,78–0,87) выявлять в догоспитальных условиях пострадавших с черепно-мозговой травмой со сдавлением головного мозга и нуждающихся в нейрохирургическом лечении. Наиболее важными факторами риска были высокоэнергетический механизм травмы головы (ДТП, катастрофа), низкая оценка по шкале GCS, аномалия зрачка, высокое систолическое АД и брадикардия [28–30].

«Умные очки» (*smart glasses*) могут помочь медперсоналу оценить обстановку в зоне ЧС. Устройства крепятся на голове или шлеме, предоставляют информацию через линзы или зеркала, записывают видео, анализируют и передают данные в центр управления служб спасения. *Apiratwarakul K. et al.* (2022) на основе нейронной сети разработали для «умных очков» алгоритм, который позволял точно и быстро определять количество пострадавших на месте происшествия в случаях, если их количество составляло от 11 до 30. При меньшем количестве пострадавших технология ИИ не давала преимуществ в подсчёте, при большем количестве людей точность подсчёта снижалась [31].

Изучается возможность применения в медицине катастроф чат-ботов, которые анализируют текстовые или голосовые сообщения с помощью алгоритмов ИИ. В экспериментах с использованием анкет-вопросников исследована эффективность чат-ботов осуществлять сортировку пострадавших в ЧС по системе START. Точность сортировки, проводимой чат-ботом *Google Bard* и студентами-медиками была сопоставима и составила 60–64% [32]. Чат-бот *Chat GPT* после

обучения превзошёл студентов-медиков по точности сортировки, которая достигла 80% [33].

В крупномасштабных военных конфликтах с технологически равным противником ожидаются массовые санитарные потери вследствие применения высокоэнергетического оружия, ограничение возможностей воздушной транспортировки раненых из-за широкого применения средств противовоздушной обороны, что приведёт к задержке медицинской эвакуации и необходимости расширения объёма и продолжительности оказания догоспитальной помощи на передовых этапах медицинской эвакуации в условиях недостатка сил и средств медицинской службы. Автоматизированные системы с технологиями ИИ способны помочь военным медикам в таких условиях быстро принять правильные решения по сортировке, эвакуации, лечению раненых и распределению ресурсов.

Кровотечение признано основной причиной предотвратимой смерти при боевых травмах. Если наружное кровотечение возможно быстро выявить и остановить, то сложность распознавания внутреннего кровотечения может задержать принятие решений по сортировке, эвакуации и лечению пострадавших. Различные модели ИИ созданы на основе алгоритмов машинного обучения («случайный лес», «машина опорных векторов», градиентный бустинг и нейронные сети) для определения в догоспитальных условиях риска внутреннего кровотечения, необходимости хирургического гемостаза и массивной гемотрансфузии при травмах. Точность прогнозирования у алгоритмов ИИ достигала 85–90% и была выше, чем у традиционных прогностических шкал [34, 35]. Модели на основе «деревьев решений» превосходили по эффективности другие алгоритмы ИИ [36]. Уровень лактата крови был одним из наиболее сильных предикторов необходимости гемотрансфузий. Данный показатель возможно быстро определить на месте происшествия с помощью недорогих тестов [37].

Мониторинг физиологических показателей (ЧСС, АД, частоты дыхания, SaO_2) может повысить эффективность моделей ИИ своевременно выявлять раненых с высоким риском внутреннего кровотечения и декомпенсации состояния на передовых этапах медицинской эвакуации. Так, модели ИИ, созданные на основе нейронных сетей и «машины опорных векторов», были способны менее чем за 20 минут мониторинга АД автоматически определить пострадавших с высоким риском кровотечения и подать на монитор портативных устройств сигнал тревоги [24]. *Nemeth C. et al.* (2023) разработали с помощью алгоритмов машинного обучения систему ИИ, которая на основе анализа динамики физиологических показателей позволяет распознать массивную кровопотерю и предсказать с точностью 78% развитие шока за 90 минут до его клинических проявлений. Алгоритм ИИ встраивается в мобильное приложение для смартфона или планшета. Данные передаются в приложение в режиме реального времени с датчиков, установленных на пациенте. В эксперименте военные медики высоко оценили удобство и простоту использования приложения, система повысила их уверенность в оценке состояния имитируемого раненого [38].

Значительные изменения ЧСС и АД происходят при кровопотере не менее 30% объёма циркулирующей крови и свидетельствуют об уже наступившей декомпенсации. *Convertino V.A. et al.* (2022) предложили

использовать «показатель компенсаторного резерва» для прогнозирования и ранней диагностики декомпенсированного шока. Показатель отражает способность организма компенсировать кровопотерю, измеряется в процентах и рассчитывается алгоритмами машинного обучения на основе анализа девяти параметров пульсовой волны, непрерывно регистрируемой не инвазивными датчиками. Наиболее важным предиктором декомпенсированного шока являлась продолжительность $\frac{1}{2}$ периода подъёма до диастолической выемки, которая отражает компенсаторные изменения сердечного выброса и тонуса стенки периферических артерий [39]. Алгоритм «дерева регрессии» с градиентным усилением, обученный анализировать данный признак, показал наибольшую прогностическую силу (AUC 0,97) [40]. В экспериментах на добровольцах, у которых вызывалась прогрессирующая относительная гиповолемия, показатель компенсаторного резерва критически снижался ниже 33% раньше, чем критически изменялись уровни АД, частоты дыхания, ЧСС, $EtCO_2$ и SaO_2 . Военные медики по показателю компенсаторного резерва значительно раньше распознавали тяжёлую кровопотерю с надвигающейся гемодинамической нестабильностью и своевременно определяли необходимость экстренной хирургической операции [41].

Прогнозирование развития полиорганной недостаточности имеет большое значение для своевременной коррекции нарушений функций органов у пациентов с тяжёлыми травмами. Однако существующие методы диагностики органной дисфункции инвазивны и используют в основном лабораторные параметры, которые сложно или невозможно определить в боевых условиях. С помощью методов машинного обучения разработана система, которая прогнозировала развитие полиорганной недостаточности с высокой точностью (AUC 0,96) на основе мониторинга только не инвазивных 17 параметров из 57 традиционно используемых. Точность прогноза была выше, чем у шкал *LODS* (*Logistic Organ Dysfunction Score*), *SOFA* (*Sequential Organ Failure Assessment*) и *MODS* (*Multiple Organ Dysfunction Score*) [42].

С появлением портативных ультразвуковых аппаратов и развитием технологий ИИ применение сонографии в догоспитальных условиях становится всё более распространённым. Ультразвуковое исследование *eFAST* (*extended focused assessment with sonography for trauma*) направлено на выявление угрожающих жизни повреждений (тампонады сердца, пневмоторакса, внутрибрюшного и внутриплеврального кровотечения) и может способствовать принятию правильных и своевременных решений по сортировке и эвакуации пострадавших [43]. Исследование выполняется в течение 1–2 минут, но требует профессиональных навыков сонографиста. Модели ИИ, разработанные с применением архитектур «компьютерного зрения» и нейронных сетей, предоставляют возможность гражданским и военным медикам, не владеющим навыками сонографии, выполнить данное исследование на догоспитальном этапе оказания помощи. Алгоритмы ИИ можно встроить в программное обеспечение портативных ультразвуковых сканеров, установить на смартфон или планшете. Автоматизированные системы обратной связи выполняют анатомическую маркировку и определяют правильность получения ультразвуковых изображений. Алгоритмы ИИ быстро и с высокой

точностью распознают на изображениях патологию. Признаки пневмоторакса и гемоторакса выявлялись с точностью 80–85%, наличие крови в гепаторенальном кармане Моррисона брюшной полости — с точностью 74–96% [44–46]. Алгоритм на основе свёрточной нейронной сети *YOLO* был способен обрабатывать данные со скоростью 18 ультразвуковых изображений в секунду, что достаточно для его использования в режиме реального времени на месте оказания помощи [47].

Микроволновые технологии (мощность ~1 мВт) диагностики не требуют интерпретации изображений и могут применяться в догоспитальных условиях в качестве альтернативы ультразвуковому исследованию. *Candefford S. et al.* (2021) сконструировали портативное устройство с микроволновым датчиком для обнаружения и мониторинга гемоперитонеума. Величина сигнала микроволн уменьшалась из-за высокой проводимости крови и коррелировала с её объёмом в брюшной полости. Алгоритм ИИ на основе машинного обучения проводил автоматизированный анализ данных. В эксперименте аппарат был способен обнаруживать внутрибрюшное кровотечение, смоделированное у свиньи, с чувствительностью 100% и специфичностью 90% [48].

Jin X. et al. (2024) разработали мобильное приложение с алгоритмом ИИ, который позволяет оптимизировать использование ресурсов догоспитальной помощи при массовых санитарных потерях. Система создана на основе глубокой нейронной сети и математической модели реакций сердечно-сосудистой и дыхательной систем на кровопотерю при боевой травме. Алгоритм ИИ анализирует данные 10-минутного мониторинга АД, ЧСС, $EtCO_2$ и SaO_2 , прогнозирует на 60 минут вперёд реакцию организма на различные варианты инфузионной терапии, определяет её наиболее эффективный вариант и выбирает оптимальную схему распределения ресурсов инфузионных сред между пострадавшими. Теоретические расчёты показали, что предложенная модель позволяет уменьшить расход инфузионных сред на 119% за счёт их рационального использования, при этом увеличить на 46% количество пострадавших, у которых на фоне терапии нормализуются физиологические показатели [49].

Сосудистый доступ к центральной вене важен для быстрого восполнения кровопотери. Однако катетеризация центральных сосудов обычно выполняется врачами на госпитальном этапе. *Brattain L.J. et al.* (2021) предложили портативное устройство с технологией ИИ для катетеризации в догоспитальных условиях бедренной вены, а в перспективе и других центральных сосудов. Устройство состоит из портативного ультразвукового аппарата и роботизированной системы для введения иглы. Алгоритм ИИ, созданный на основе свёрточной нейронной сети *YOLO* и встроенный в программное обеспечение ультразвукового сканера, интерпретирует сонограммы, автоматически обнаруживает бедренную вену и определяет оптимальную точку, угол и глубину введения иглы. Затем роботизированная система выдвигает иглу на рассчитанную глубину. После автоматического подтверждения внутрисосудистого положения иглы оператор выполняет катетеризацию вены по Сельдингеру. В экспериментах на фантомах человека и на свиньях устройство позволяло медикам, не владеющим навыками сонографии и катетеризации центральных сосудов, быстро локализовать бедренную вену и осуществить манипуляцию в

среднем с 1,1–1,3 попытки. Продолжительность выполнения катетеризации была сопоставима со временем, затрачиваемым опытными специалистами [50].

Исследовательской группой Департамента неотложной медицины США создаётся автономная система оперативной поддержки выполнения манипуляций догоспитальной помощи при травмах (пункции и дренирования плевральной полости, внутрикостного доступа, коникотомии, наложения кровоостанавливающего жгута). Действия медика записываются видеокамерой «умных очков». Алгоритм, созданный на базе архитектуры нейронных сетей трансформер, распознаёт видеозапись манипуляции и подсказывает медику в режиме реального времени дальнейшие действия с помощью графических элементов дополненной реальности и голосовых сообщений. Тестирование системы показало, что команды ИИ были в 154 раза точнее, чем случайные указания [51].

Системы скорой медицинской помощи, использующие технологии ИИ, продемонстрировали в экспериментах потенциал для реализации принципа «золотого часа» при тяжёлых травмах. Вычислительные системы и мобильные приложения с алгоритмами машинного обучения обеспечивали сбор, мониторинг и анализ данных о состоянии условного пострадавшего, выявляли критические нарушения и автоматически отправляли в больницу экстренное оповещение. Система рассчитывала степень тяжести травмы, давала рекомендации по сортировке, лечению и маршрутизации пострадавших. Длительность сбора и анализа информации не превышала одной минуты [52]. Использование высокоскоростного Интернета и мобильной связи 5G обеспечивало надёжный двусторонний обмен данными и коммуникацию между медперсоналом скорой помощи и врачами принимающего травмоцентра в режиме реального времени. Средняя задержка передачи информации составляла менее 1 мс [53].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Технологии искусственного интеллекта позволяют сократить время оказания скорой медицинской помощи, принять объективные решения по сортировке,

эвакуации и лечению пострадавших с травмами, способствуют координации действий и оптимальному распределению ресурсов спасательных служб в условиях мирного времени, чрезвычайных ситуаций и боевых действий.

Алгоритмы искусственного интеллекта, использующие технологии «компьютерного зрения», «обработки естественного языка» и мобильные беспроводные сенсорные системы, расширяют возможности дистанционного поиска и удалённой медицинской сортировки пострадавших.

Системы искусственного интеллекта, созданные на основе алгоритмов машинного обучения, значительно превосходят традиционные инструменты сортировки по точности идентификации пациентов с тяжёлой травмой, нуждающихся в экстренных операциях и интенсивной терапии.

Использование искусственного интеллекта может снизить число ошибок, но не заменяет профессиональный опыт специалиста, оказывающего догоспитальную помощь, и предоставляет лишь дополнительный инструмент поддержки принятия решений. Большинство исследований были экспериментальными и отсутствует практика использования искусственного интеллекта в реальных условиях оказания догоспитальной помощи при травмах.

Внедрению и повышению эффективности применения искусственного интеллекта на догоспитальном этапе оказания помощи может способствовать создание качественных электронных баз данных о травмах для тестирования алгоритмов машинного обучения; разработка удобных в использовании автономных сенсорных систем и мобильных устройств для сбора, мониторинга и анализа информации; применение высокоскоростных защищённых каналов мобильной связи и Интернета.

Таким образом, использование технологий искусственного интеллекта на догоспитальном этапе оказания помощи при травмах в условиях мирного времени, чрезвычайных ситуаций и боевых действий осуществимо и может оказаться эффективным и весьма перспективно.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Toy J, Warren J, Wilhelm K, Putnam B, Whitfield D, Gausche-Hill M, et al. Use of artificial intelligence to support prehospital traumatic injury care: A scoping review. *J Am Coll Emerg Physicians Open*. 2024;5(5): e13251. PMID: 39234533 <https://doi.org/10.1002/emp2.13251>
2. Alvi U, Khattak MAK, Shabir B, Malik AW, Muhammad SR. A Comprehensive Study on IoT Based Accident Detection Systems for Smart Vehicles. *IEEE Access*. 2020;8:122480–122497. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3006887>
3. Hozhabr Pour H, Li F, Wegmeth L, Trense C, Doniec R, Grzegorzec M, et al. A Machine Learning Framework for Automated Accident Detection Based on Multimodal Sensors in Cars. *Sensors (Basel)*. 2022;22(10):3634. PMID: 35632039 <https://doi.org/10.3390/s22103634>
4. Taamneh S, Taamneh MM. A machine learning approach for building an adaptive, real-time decision support system for emergency response to road traffic injuries. *Int J Inj Contr Saf Promot*. 2021;28(2):222–232. PMID: 33818273 <https://doi.org/10.1080/17457300.2021.1907596>
5. Assi K, Rahman SM, Mansoor U, Ratroun N. Predicting Crash Injury Severity with Machine Learning Algorithm Synergized with Clustering Technique: A Promising Protocol. *Int J Environ Res Public Health*. 2020;17(15):5497. PMID: 32751470 <https://doi.org/10.3390/ijerph17155497>
6. Mansoor U, Ratroun NT, Rahman SM, Assi K. Crash severity prediction using two-layer ensemble machine learning model for proactive emergency management. *IEEE Access*. 2020;8:210750–210762. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3040165>
7. Zheng M, Li T, Zhu R, Chen J, Ma Z, Tang M. Traffic accident's severity prediction: A deep-learning approach-based CNN Network. *IEEE Access*. 2019;7:39897–39910. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2903319>
8. Chin KC, Cheng YC, Sun JT, Ou CY, Hu CH, Tsai MC, et al. Machine Learning-Based Text Analysis to Predict Severely Injured Patients in Emergency Medical Dispatch: Model Development and Validation. *J Med Internet Res*. 2022;24(6):e30210. PMID: 35687393 <https://doi.org/10.2196/30210>
9. Ceklic E, Ball S, Finn J, Brown E, Brink D, Bailey P, et al. Ambulance dispatch prioritisation for traffic crashes using machine learning: A natural language approach. *Int J Med Inform*. 2022;168:104886. PMID: 36306652 <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2022.104886>
10. Liang Y, Liu Y, Liu B, Xu A, Wang J. Deep Learning-Based Medical Information System in First Aid of Surgical Trauma. *Comput Math Methods Med*. 2022;8789920. PMID: 35469219 <https://doi.org/10.1155/2022/8789920>
11. Rickards CA, Vyas N, Ryan KL, Ward KR, Andre D, Hurst GM, et al. Are you bleeding? Validation of a machine-learning algorithm for determination of blood volume status: application to remote triage. *J Appl Physiol (1985)*. 2014;116(5):486–494. PMID: 24408992 <https://doi.org/10.1152/jappphysiol.00012.2013>
12. Achkoski J, Koceski S, Bogatinov D, Temelkovski B, Stevanovski G, Koccev I. Remote triage support algorithm based on fuzzy logic. *J R Army Med Corps*. 2017;163(3):164–170. PMID: 27418264 <https://doi.org/10.1136/jramc-2015-000616>
13. Kim D, You S, So S, Lee J, Yook S, Jang DP, et al. A data-driven artificial intelligence model for remote triage in the prehospital environment. *PLoS One*. 2018;13(10):e0206006. PMID: 30352077 <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0206006>
14. Reljin N, Zimmer N, Malyuta Y, Shelley K, Mendelson Y, Blehar DJ, et al. Using support vector machines on photoplethysmographic

- signals to discriminate between hypovolemia and euvoolemia. *PLoS One*. 2018;13(3):e0195087. PMID: 29596477 <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0195087>
15. Zhang W, Zhou Q, Li R, Niu F. Research on Camouflaged Human Target Detection Based on Deep Learning. *Comput Intell Neurosci*. 2022;2022:7703444. PMID: 36275951 <https://doi.org/10.1155/2022/7703444>
 16. Al-Naji A, Perera AG, Mohammed SL, Chahl J. Life Signs Detector Using a Drone in Disaster Zones. *Remote Sens*. 2019;11:2441. <https://doi.org/10.3390/rs11202441>
 17. Queirós Pokee D, Barbosa Pereira C, Mösch L, Follmann A, Czaplík M. Consciousness Detection on Injured Simulated Patients Using Manual and Automatic Classification via Visible and Infrared Imaging. *Sensors (Basel)*. 2021;21(24):8455. PMID: 34960551 <https://doi.org/10.3390/s21248455>
 18. Lu J, Wang X, Chen L, Sun X, Li R, Zhong W, et al. Unmanned aerial vehicle based intelligent triage system in mass-casualty incidents using 5G and artificial intelligence. *World J Emerg Med*. 2023;14(4):273–279. PMID: 37425090 <https://doi.org/10.5847/wjem.j.1920-8642.2023.066>
 19. Chen Q, Qin Y, Jin Z, Zhao X, He J, Wu C, et al. Enhancing Performance of the National Field Triage Guidelines Using Machine Learning: Development of a Prehospital Triage Model to Predict Severe Trauma. *J Med Internet Res*. 2024;26:e58740. PMID: 39348683 <https://doi.org/10.2196/58740>
 20. Adebayo O, Bhuiyan ZA, Ahmed Z. Exploring the effectiveness of artificial intelligence, machine learning and deep learning in trauma triage: A systematic review and meta-analysis. *Digit Health*. 2023;9:20552076231205736. PMID: 37822960 <https://doi.org/10.1177/20552076231205736>
 21. Bakidou A, Caragounis EC, Andersson Hagiwara M, Jonsson A, Sjöqvist BA, Candefjord S. On Scene Injury Severity Prediction (OSISP) model for trauma developed using the Swedish Trauma Registry. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2023;23(1):206. PMID: 37814288 <https://doi.org/10.1186/s12911-023-02290-5>
 22. Xu Y, Malik N, Chernbumroong S, Vassallo J, Keene D, Foster M, et al. Triage in major incidents: development and external validation of novel machine learning-derived primary and secondary triage tools. *Emerg Med J*. 2024;41(3):176–183. PMID: 37751994 <https://doi.org/10.1136/emermed-2022-212440>
 23. Kim D, Chae J, Oh Y, Lee J, Kim IY. Automated remote decision-making algorithm as a primary triage system using machine learning techniques. *Physiol Meas*. 2021;42(2):025006. PMID: 33567409 <https://doi.org/10.1088/1361-6579/abe524>
 24. Stallings JD, Laxminarayan S, Yu C, Kapela A, Frock A, Cap AP, et al. APPRAISE-HRI: an artificial intelligence algorithm for triage of hemorrhage casualties. *Shock*. 2023;60(2):199–205. PMID: 37335312 <https://doi.org/10.1097/SHK.0000000000002166>
 25. Larsson A, Berg J, Gellerfors M, Gerdin Wärmberg M. The advanced machine learner XGBoost did not reduce prehospital trauma mistriage compared with logistic regression: a simulation study. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2021;21(1):192. PMID: 34148560 <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01558-y>
 26. Candefjord S, Sheikh MA, Bangalore P, Buendia R. On-Scene Injury Severity Prediction (OSISP) machine learning algorithms for motor vehicle crash occupants in US. *Journal of Transport & Health*. 2021;22:101124. <https://doi.org/10.1016/j.jth.2021.101124>
 27. Li Y, Wang L, Liu Y, Zhao Y, Fan Y, Yang M, et al. Development and Validation of a Simplified Prehospital Triage Model Using Neural Network to Predict Mortality in Trauma Patients: The Ability to Follow Commands, Age, Pulse Rate, Systolic Blood Pressure and Peripheral Oxygen Saturation (CAPSO) Model. *Front Med (Lausanne)*. 2021;8:810195. PMID: 34957169 <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.810195>
 28. Choi Y, Park JH, Hong KJ, Ro YS, Song KJ, Shin SD. Development and validation of a prehospital-stage prediction tool for traumatic brain injury: a multicentre retrospective cohort study in Korea. *BMJ Open*. 2022;12(1):e055918. PMID: 35022177 <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2021-055918>
 29. Abe D, Inaji M, Hase T, Takahashi S, Sakai R, Ayabe F, et al. A Prehospital Triage System to Detect Traumatic Intracranial Hemorrhage Using Machine Learning Algorithms. *JAMA Netw Open*. 2022;5(6):e2216393. PMID: 35687335 <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2022.16393>
 30. Moyer JD, Lee P, Bernard C, Henry L, Lang E, Cook F, et al. Machine learning-based prediction of emergency neurosurgery within 24 h after moderate to severe traumatic brain injury. *World J Emerg Surg*. 2022;17(1):42. PMID: 35922831 <https://doi.org/10.1186/s13017-022-00449-5>
 31. Apiratwarakul K, Cheung LW, Tiamkao S, Phungoen P, Tientanopajai K, Taweevoradej W, et al. Smart Glasses: A New Tool for Assessing the Number of Patients in Mass-Casualty Incidents. *Prehosp Disaster Med*. 2022;37(4):480–484. PMID: 35757837 <https://doi.org/10.1017/S1049023X22000929>
 32. Gan RK, Ogbodo JC, Wee YZ, Gan AZ, González PA. Performance of Google bard and ChatGPT in mass casualty incidents triage. *Am J Emerg Med*. 2024;75:72–78. PMID: 37967485 <https://doi.org/10.1016/j.ajem.2023.10.034>
 33. Gan RK, Uddin H, Gan AZ, Yew YY, González PA. ChatGPT's performance before and after teaching in mass casualty incident triage. *Sci Rep*. 2023;13(1):20350. PMID: 37989755 <https://doi.org/10.1038/s41598-023-46986-0>
 34. Valiente Fernández M, García Fuentes C, Delgado Moya FP, Marcos Morales A, Fernández Hervás H, Barea Mendoza JA, et al. Could machine learning algorithms help us predict massive bleeding at prehospital level? *Med Intensiva (Engl Ed)*. 2023;47(12):681–690. PMID: 37507314 <https://doi.org/10.1016/j.medine.2023.07.007>
 35. Nederpelt CJ, Mokhtari AK, Alser O, Tsiligrakis T, Roberts J, Cha M, et al. Development of a field artificial intelligence triage tool: Confidence in the prediction of shock, transfusion, and definitive surgical therapy in patients with truncal gunshot wounds. *J Trauma Acute Care Surg*. 2021;90(6):1054–1060. PMID: 34016929 <https://doi.org/10.1097/TA.0000000000003155>
 36. Lammers D, Marengo C, Morte K, Conner J, Williams J, Bax T, et al. Machine Learning for Military Trauma: Novel Massive Transfusion Predictive Models in Combat Zones. *J Surg Res*. 2022;270:369–375. PMID: 34736129 <https://doi.org/10.1016/j.jss.2021.09.017>
 37. Zadorozny EV, Weigel T, Galvagno SM, Brown JB, Guyette FX. Identifying Trigger Cues for Hospital Blood Transfusions Based on Ensemble Learning Methods. *Int J Emerg Med*. 2024;17(1):76. PMID: 38464129 <https://doi.org/10.1186/s12245-024-00650-0>
 38. Nemeth C, Amos-Binks A, Rule G, Laufersweiler D, Keeney N, Flint I, et al. TCCC Decision Support with Machine Learning Prediction of Hemorrhage Risk, Shock Probability. *Mil Med*. 2023;188(Suppl 6):659–665. PMID: 37948287 <https://doi.org/10.1093/milmed/usad298>
 39. Convertino VA, Techentin RW, Poole RJ, Dacy AC, Carlson AN, Cardin S, et al. AI-Enabled Advanced Development for Assessing Low Circulating Blood Volume for Emergency Medical Care: Comparison of Compensatory Reserve Machine-Learning Algorithms. *Sensors (Basel)*. 2022;22(7):2642. PMID: 35408255 <https://doi.org/10.3390/s22072642>
 40. Gupta JF, Arshad SH, Telfer BA, Snider EJ, Convertino VA. Noninvasive Monitoring of Simulated Hemorrhage and Whole Blood Resuscitation. *Biosensors (Basel)*. 2022;12(12):1168. PMID: 36551134 <https://doi.org/10.3390/bios12121168>
 41. Koons NJ, Owens GA, Parsons DL, Schauer SG, Buller JL, Convertino VA. Combat medic testing of a novel monitoring capability for early detection of hemorrhage. *J Trauma Acute Care Surg*. 2020;89(2S Suppl 2):S146–S152. PMID: 32118826 <https://doi.org/10.1097/TA.0000000000002649>
 42. Liu G, Xu J, Wang C, Yu M, Yuan J, Tian F, et al. A machine learning method for predicting the probability of MODS using only non-invasive parameters. *Comput Methods Programs Biomed*. 2022;227:107236. PMID: 36384060 <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2022.107236>
 43. Kawai Y, Yamamoto K, Miyazaki K, Asai H, Fukushima H. Explainable Prediction Model of the Need for Emergency Hemostasis Using Field Information During Physician-Staffed Helicopter Emergency Medical Service Interventions: A Single-Center, Retrospective, Observational Pilot Study. *Air Med J*. 2023;42(5):336–342. PMID: 37716804 <https://doi.org/10.1016/j.amj.2023.04.005>
 44. Hernandez Torres SI, Ruiz A, Holland L, Ortiz R, Snider EJ. Evaluation of Deep Learning Model Architectures for Point-of-Care Ultrasound Diagnostics. *Bioengineering (Basel)*. 2024;11(4):392. PMID: 38671813 <https://doi.org/10.3390/bioengineering11040392>
 45. Montgomery S, Li F, Funk C, Peethumangsin E, Morris M, Anderson JT, et al. Detection of pneumothorax on ultrasound using artificial intelligence. *J Trauma Acute Care Surg*. 2023;94(3):379–384. PMID: 36730087 <https://doi.org/10.1097/TA.0000000000003845>
 46. Cheng CY, Chiu IM, Hsu MY, Pan HY, Tsai CM, Lin CR. Deep Learning Assisted Detection of Abdominal Free Fluid in Morison's Pouch During Focused Assessment with Sonography in Trauma. *Front Med (Lausanne)*. 2021;8:707437. PMID: 34631730 <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.707437>
 47. Leo MM, Potter IY, Zahiri M, Vaziri A, Jung CF, Feldman JA. Using Deep Learning to Detect the Presence and Location of Hemoperitoneum on the Focused Assessment with Sonography in Trauma (FAST) Examination in Adults. *J Digit Imaging*. 2023;36(5):2035–2050. PMID: 37286904 <https://doi.org/10.1007/s10278-023-00845-6>
 48. Candefjord S, Nguyen L, Buendia R, Oropeza-Moe M, Andersen NG, Flager A, et al. A wearable microwave instrument can detect and monitor traumatic abdominal injuries in a porcine model. *Sci Rep*. 2021;11(1):23220. PMID: 34853326 <https://doi.org/10.1038/s41598-021-02008-5>
 49. Jin X, Frock A, Nagaraja S, Wallqvist A, Reifman J. AI algorithm for personalized resource allocation and treatment of hemorrhage casualties. *Front Physiol*. 2024;15:1327948. PMID: 38332989 <https://doi.org/10.3389/fphys.2024.1327948>
 50. Brattain LJ, Pierce TT, Gjestby LA, Johnson MR, DeLosa ND, Werblin JS, et al. AI-Enabled, Ultrasound-Guided Handheld Robotic Device for Femoral Vascular Access. *Biosensors (Basel)*. 2021;11(12):522. PMID: 34940279 <https://doi.org/10.3390/bios11120522>
 51. Birch E, Couperus K, Gorbattin C, Kirkpatrick AW, Wachs J, Candelore R, et al. Trauma THOMPSON: Clinical Decision Support for the Frontline Medic. *Mil Med*. 2023;188(Suppl 6):208–214. PMID: 37948255 <https://doi.org/10.1093/milmed/usad087>

52. Timbi-Sisalima C, Rodas EB, Salamea JC, Sacoto H, Monje-Ortega D, Robles-Bykbaev V. An Intelligent Ecosystem for Providing Support in Prehospital Trauma Care in Cuenca, Ecuador. *Stud Health Technol Inform.* 2015;216:329–332. PMID: 26262065
53. Mammias CS, Mamma AS. Remote Monitoring, AI, Machine Learning and Mobile Ultrasound Integration upon 5G Internet in the Prehospital

REFERENCES

1. Toy J, Warren J, Wilhelm K, Putnam B, Whitfield D, Gausche-Hill M, et al. Use of artificial intelligence to support prehospital traumatic injury care: A scoping review. *J Am Coll Emerg Physicians Open.* 2024;5(5): e13251. PMID: 39234533 <https://doi.org/10.1002/emp2.13251>
2. Alvi U, Khattak MAK, Shabir B, Malik AW, Muhammad SR. A Comprehensive Study on IoT Based Accident Detection Systems for Smart Vehicles. *IEEE Access.* 2020;8:122480–122497. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3006887>
3. Hozhabr Pour H, Li F, Wegmeth L, Trense C, Doniec R, Grzegorzec M, et al. A Machine Learning Framework for Automated Accident Detection Based on Multimodal Sensors in Cars. *Sensors (Basel).* 2022;22(10):3634. PMID: 35632039 <https://doi.org/10.3390/s22103634>
4. Taamneh S, Taamneh MM. A machine learning approach for building an adaptive, real-time decision support system for emergency response to road traffic injuries. *Int J Inj Contr Saf Promot.* 2021;28(2):222–232. PMID: 33818273 <https://doi.org/10.1080/17457300.2021.1907596>
5. Assi K, Rahman SM, Mansoor U, Ratroun N. Predicting Crash Injury Severity with Machine Learning Algorithm Synergized with Clustering Technique: A Promising Protocol. *Int J Environ Res Public Health.* 2020;17(15):5497. PMID: 32751470 <https://doi.org/10.3390/ijerph17155497>
6. Mansoor U, Ratroun NT, Rahman SM, Assi K. Crash severity prediction using two-layer ensemble machine learning model for proactive emergency management. *IEEE Access.* 2020;8:210750–210762. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3040165>
7. Zheng M, Li T, Zhu R, Chen J, Ma Z, Tang M. Traffic accident's severity prediction: A deep-learning approach-based CNN Network. *IEEE Access.* 2019;7:39897–39910. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2903519>
8. Chin KC, Cheng YC, Sun JT, Ou CY, Hu CH, Tsai MC, et al. Machine Learning-Based Text Analysis to Predict Severely Injured Patients in Emergency Medical Dispatch: Model Development and Validation. *J Med Internet Res.* 2022;24(6):e30210. PMID: 35687393 <https://doi.org/10.2196/30210>
9. Ceklic E, Ball S, Finn J, Brown E, Brink D, Bailey P, et al. Ambulance dispatch prioritisation for traffic crashes using machine learning: A natural language approach. *Int J Med Inform.* 2022;168:104886. PMID: 36306652 <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2022.104886>
10. Liang Y, Liu Y, Liu B, Xu A, Wang J. Deep Learning-Based Medical Information System in First Aid of Surgical Trauma. *Comput Math Methods Med.* 2022:8789920. PMID: 35469219 <https://doi.org/10.1155/2022/8789920>
11. Rickards CA, Vyas N, Ryan KL, Ward KR, Andre D, Hurst GM, et al. Are you bleeding? Validation of a machine-learning algorithm for determination of blood volume status: application to remote triage. *J Appl Physiol (1985).* 2014;116(5):486–494. PMID: 24408992 <https://doi.org/10.1152/jappphysiol.00012.2013>
12. Achkoski J, Koceski S, Bogatinov D, Temelkovski B, Stevanovski G, Kocov I. Remote triage support algorithm based on fuzzy logic. *J R Army Med Corps.* 2017;163(3):164–170. PMID: 27418264 <https://doi.org/10.1136/jramc-2015-000616>
13. Kim D, You S, So S, Lee J, Yook S, Jang DP, et al. A data-driven artificial intelligence model for remote triage in the prehospital environment. *PLoS One.* 2018;13(10):e0206006. PMID: 30352077 <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0206006>
14. Reljin N, Zimmer M, Malyuta Y, Shelley K, Mendelson Y, Blehar DJ, et al. Using support vector machines on photoplethysmographic signals to discriminate between hypovolemia and euvoolemia. *PLoS One.* 2018;13(3):e0195087. PMID: 29596477 <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0195087>
15. Zhang W, Zhou Q, Li R, Niu F. Research on Camouflaged Human Target Detection Based on Deep Learning. *Comput Intell Neurosci.* 2022;2022:7703444. PMID: 36275951 <https://doi.org/10.1155/2022/7703444>
16. Al-Naji A, Perera AG, Mohammed SL, Chahl J. Life Signs Detector Using a Drone in Disaster Zones. *Remote Sens.* 2019;11:2441. <https://doi.org/10.3390/rs11202441>
17. Queirós Pokee D, Barbosa Pereira C, Mösch L, Follmann A, Czaplik M. Consciousness Detection on Injured Simulated Patients Using Manual and Automatic Classification via Visible and Infrared Imaging. *Sensors (Basel).* 2021;21(24):8455. PMID: 34960551 <https://doi.org/10.3390/s21248455>
18. Lu J, Wang X, Chen L, Sun X, Li R, Zhong W, et al. Unmanned aerial vehicle based intelligent triage system in mass-casualty incidents using 5G and artificial intelligence. *World J Emerg Med.* 2023;14(4):273–279. PMID: 37425090 <https://doi.org/10.5847/wjem.j.1920-8642.2023.066>
19. Chen Q, Qin Y, Jin Z, Zhao X, He J, Wu C, et al. Enhancing Performance of the National Field Triage Guidelines Using Machine Learning: Development of a Prehospital Triage Model to Predict Severe Trauma. *J Med Internet Res.* 2024;26:e58740. PMID: 39348683 <https://doi.org/10.2196/58740>
20. Adebayo O, Bhuiyan ZA, Ahmed Z. Exploring the effectiveness of artificial intelligence, machine learning and deep learning in trauma triage: A systematic review and meta-analysis. *Digit Health.* 2023;9:2052076231205736. PMID: 37822960 <https://doi.org/10.1177/20552076231205736>
21. Bakidou A, Caragounis EC, Andersson Hagiwara M, Jonsson A, Sjöqvist BA, Candefjord S. On Scene Injury Severity Prediction (OSISP) model for trauma developed using the Swedish Trauma Registry. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2023;23(1):206. PMID: 37814288 <https://doi.org/10.1186/s12911-023-02290-5>
22. Xu Y, Malik N, Chernbumroong S, Vassallo J, Keene D, Foster M, et al. Triage in major incidents: development and external validation of novel machine learning-derived primary and secondary triage tools. *Emerg Med J.* 2024;41(3):176–183. PMID: 37751994 <https://doi.org/10.1136/emered-2022-212440>
23. Kim D, Chae J, Oh Y, Lee J, Kim IY. Automated remote decision-making algorithm as a primary triage system using machine learning techniques. *Physiol Meas.* 2021;42(2):025006. PMID: 33567409 <https://doi.org/10.1088/1361-6579/abe524>
24. Stallings JD, Laxminarayan S, Yu C, Kapela A, Frock A, Cap AP, et al. APPRAISE-HRI: an artificial intelligence algorithm for triage of hemorrhage casualties. *Shock.* 2023;60(2):199–205. PMID: 37335312 <https://doi.org/10.1097/SHK.0000000000002166>
25. Larsson A, Berg J, Gellerfors M, Gerdin Wärnberg M. The advanced machine learner XGBoost did not reduce prehospital trauma mistriage compared with logistic regression: a simulation study. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2021;21(1):192. PMID: 34148560 <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01558-y>
26. Candefjord S, Sheikh MA, Bangalore P, Buendia R. On-Scene Injury Severity Prediction (OSISP) machine learning algorithms for motor vehicle crash occupants in US. *Journal of Transport & Health.* 2021;22:101124. <https://doi.org/10.1016/j.jth.2021.101124>
27. Li Y, Wang L, Liu Y, Zhao Y, Fan Y, Yang M, et al. Development and Validation of a Simplified Prehospital Triage Model Using Neural Network to Predict Mortality in Trauma Patients: The Ability to Follow Commands, Age, Pulse Rate, Systolic Blood Pressure and Peripheral Oxygen Saturation (CAPSO) Model. *Front Med (Lausanne).* 2021;8:810195. PMID: 34957169 <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.810195>
28. Choi Y, Park JH, Hong KJ, Ro YS, Song KJ, Shin SD. Development and validation of a prehospital-stage prediction tool for traumatic brain injury: a multicentre retrospective cohort study in Korea. *BMJ Open.* 2022;12(1):e055918. PMID: 35022177 <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2021-055918>
29. Abe D, Inaji M, Hase T, Takahashi S, Sakai R, Ayabe F, et al. A Prehospital Triage System to Detect Traumatic Intracranial Hemorrhage Using Machine Learning Algorithms. *JAMA Netw Open.* 2022;5(6):e2216393. PMID: 35687335 <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2022.16393>
30. Moyer JD, Lee P, Bernard C, Henry L, Lang E, Cook F, et al. Machine learning-based prediction of emergency neurosurgery within 24 h after moderate to severe traumatic brain injury. *World J Emerg Surg.* 2022;17(1):42. PMID: 35922831 <https://doi.org/10.1186/s13017-022-00449-5>
31. Apiratwarakul K, Cheung LW, Tiamkao S, Phungoen P, Tientanopajai K, Taweepworadej W, et al. Smart Glasses: A New Tool for Assessing the Number of Patients in Mass-Casualty Incidents. *Prehosp Disaster Med.* 2022;37(4):480–484. PMID: 35757837 <https://doi.org/10.1017/S1049023X22000929>
32. Gan RK, Ogbodo JC, Wee YZ, Gan AZ, González PA. Performance of Google bard and ChatGPT in mass casualty incidents triage. *Am J Emerg Med.* 2024;75:72–78. PMID: 37967485 <https://doi.org/10.1016/j.ajem.2023.10.034>
33. Gan RK, Uddin H, Gan AZ, Yew YY, González PA. ChatGPT's performance before and after teaching in mass casualty incident triage. *Sci Rep.* 2023;13(1):20350. PMID: 37989755 <https://doi.org/10.1038/s41598-023-46986-0>
34. Valiente Fernández M, García Fuentes C, Delgado Moya FP, Marcos Morales A, Fernández Hervás H, Barea Mendoza JA, et al. Could machine learning algorithms help us predict massive bleeding at prehospital level? *Med Intensiva (Engl Ed).* 2023;47(12):681–690. PMID: 37507314 <https://doi.org/10.1016/j.medine.2023.07.007>

35. Nederpelt CJ, Mokhtari AK, Alser O, Tsiligkaridis T, Roberts J, Cha M, et al. Development of a field artificial intelligence triage tool: Confidence in the prediction of shock, transfusion, and definitive surgical therapy in patients with truncal gunshot wounds. *J Trauma Acute Care Surg.* 2021;90(6):1054–1060. PMID: 34016929 <https://doi.org/10.1097/TA.0000000000003155>
36. Lammers D, Marengo C, Morte K, Conner J, Williams J, Bax T, et al. Machine Learning for Military Trauma: Novel Massive Transfusion Predictive Models in Combat Zones. *J Surg Res.* 2022;270:369–375. PMID: 34736129 <https://doi.org/10.1016/j.jss.2021.09.017>
37. Zadorozny EV, Weigel T, Galvagno SM, Brown JB, Guyette FX. Identifying Trigger Cues for Hospital Blood Transfusions Based on Ensemble Learning Methods. *Int J Emerg Med.* 2024;17(1):76. PMID: 38464129 <https://doi.org/10.1186/s12245-024-00650-0>
38. Nemeth C, Amos-Binks A, Rule G, Lauferweiler D, Keeney N, Flint I, et al. TCCC Decision Support with Machine Learning Prediction of Hemorrhage Risk, Shock Probability. *Mil Med.* 2023;188(Suppl 6):659–665. PMID: 37948287 <https://doi.org/10.1093/milmed/usad298>
39. Convertino VA, Techentin RW, Poole RJ, Dacy AC, Carlson AN, Cardin S, et al. AI-Enabled Advanced Development for Assessing Low Circulating Blood Volume for Emergency Medical Care: Comparison of Compensatory Reserve Machine-Learning Algorithms. *Sensors (Basel).* 2022;22(7):2642. PMID: 35408255 <https://doi.org/10.3390/s22072642>
40. Gupta JF, Arshad SH, Telfer BA, Snider EJ, Convertino VA. Noninvasive Monitoring of Simulated Hemorrhage and Whole Blood Resuscitation. *Biosensors (Basel).* 2022;12(12):1168. PMID: 36551134 <https://doi.org/10.3390/bios12121168>
41. Koons NJ, Owens GA, Parsons DL, Schauer SG, Buller JL, Convertino VA. Combat medic testing of a novel monitoring capability for early detection of hemorrhage. *J Trauma Acute Care Surg.* 2020;89(2S Suppl 2):S146–S152. PMID: 32118826 <https://doi.org/10.1097/TA.0000000000002649>
42. Liu G, Xu J, Wang C, Yu M, Yuan J, Tian F, et al. A machine learning method for predicting the probability of MODS using only non-invasive parameters. *Comput Methods Programs Biomed.* 2022;227:107236. PMID: 36384060 <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2022.107236>
43. Kawai Y, Yamamoto K, Miyazaki K, Asai H, Fukushima H. Explainable Prediction Model of the Need for Emergency Hemostasis Using Field Information During Physician-Staffed Helicopter Emergency Medical Service Interventions: A Single-Center, Retrospective, Observational Pilot Study. *Air Med J.* 2023;42(5):336–342. PMID: 37716804 <https://doi.org/10.1016/j.amj.2023.04.005>
44. Hernandez Torres SI, Ruiz A, Holland L, Ortiz R, Snider EJ. Evaluation of Deep Learning Model Architectures for Point-of-Care Ultrasound Diagnostics. *Bioengineering (Basel).* 2024;11(4):392. PMID: 38671813 <https://doi.org/10.3390/bioengineering11040392>
45. Montgomery S, Li F, Funk C, Peethumangsin E, Morris M, Anderson JT, et al. Detection of pneumothorax on ultrasound using artificial intelligence. *J Trauma Acute Care Surg.* 2023;94(3):379–384. PMID: 36730087 <https://doi.org/10.1097/TA.0000000000003845>
46. Cheng CY, Chiu IM, Hsu MY, Pan HY, Tsai CM, Lin CR. Deep Learning Assisted Detection of Abdominal Free Fluid in Morison's Pouch During Focused Assessment with Sonography in Trauma. *Front Med (Lausanne).* 2021;8:707437. PMID: 34631730 <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.707437>
47. Leo MM, Potter IY, Zahiri M, Vaziri A, Jung CF, Feldman JA. Using Deep Learning to Detect the Presence and Location of Hemoperitoneum on the Focused Assessment with Sonography in Trauma (FAST) Examination in Adults. *J Digit Imaging.* 2023;36(5):2035–2050. PMID: 37286904 <https://doi.org/10.1007/s10278-023-00845-6>
48. Candefjord S, Nguyen L, Buendia R, Oropeza-Moe M, Andersen NG, Fhager A, et al. A wearable microwave instrument can detect and monitor traumatic abdominal injuries in a porcine model. *Sci Rep.* 2021;11(1):23220. PMID: 34853326 <https://doi.org/10.1038/s41598-021-02008-5>
49. Jin X, Frock A, Nagaraja S, Wallqvist A, Reifman J. AI algorithm for personalized resource allocation and treatment of hemorrhage casualties. *Front Physiol.* 2024;15:1327948. PMID: 38332989 <https://doi.org/10.3389/fphys.2024.1327948>
50. Brattain LJ, Pierce TT, Gjestey LA, Johnson MR, DeLosa ND, Werblin JS, et al. AI-Enabled, Ultrasound-Guided Handheld Robotic Device for Femoral Vascular Access. *Biosensors (Basel).* 2021;11(12):522. PMID: 34940279 <https://doi.org/10.3390/bios11120522>
51. Birch E, Couperus K, Gorbatskin C, Kirkpatrick AW, Wachs J, Candelore R, et al. Trauma THOMPSON: Clinical Decision Support for the Frontline Medic. *Mil Med.* 2023;188(Suppl 6):208–214. PMID: 37948255 <https://doi.org/10.1093/milmed/usad087>
52. Timbi-Sisalima C, Rodas EB, Salamea JC, Sacoto H, Monje-Ortega D, Robles-Bykbaev V. An Intelligent Ecosystem for Providing Support in Prehospital Trauma Care in Cuenca, Ecuador. *Stud Health Technol Inform.* 2015;216:329–332. PMID: 26262065
53. Mammias CS, Mamma AS. Remote Monitoring, AI, Machine Learning and Mobile Ultrasound Integration upon 5G Internet in the Prehospital Care to Support the Golden Hour Principle and Optimize Outcomes in Severe Trauma and Emergency Surgery. *Stud Health Technol Inform.* 2024;316:1807–1811. PMID: 39176842 <https://doi.org/10.3233/SHTT240782>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Селиверстов Павел Андреевич

доцент, кандидат медицинских наук, доцент кафедры общей хирургии ФГБОУ ВО «СГМУ им. В.И. Разумовского» МЗ РФ;
<https://orcid.org/0000-0002-3416-0470>, seliwerstov.pl@yandex.ru;
 40%: разработка методологии исследования, анализ полученных данных, написание текста статьи

Шапкин Юрий Григорьевич

профессор, доктор медицинских наук, заведующий кафедрой общей хирургии ФГБОУ ВО «СГМУ им. В.И. Разумовского» МЗ РФ;
<https://orcid.org/0000-0003-0186-1892>, shapkin Yuri@mail.ru;
 40%: разработка концепции исследования, написание и редактирование текста статьи

Стекольников Николай Юрьевич

доцент, кандидат медицинских наук, доцент кафедры общей хирургии ФГБОУ ВО «СГМУ им. В.И. Разумовского» МЗ РФ;
<https://orcid.org/0000-0002-1407-8744>, nimph2008@yandex.ru;
 20%: сбор данных в соответствии с дизайном исследования и их анализ

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

Possibilities of Using Artificial Intelligence Technologies in Prehospital Trauma Care

P.A. Seliverstov[✉], Yu.G. Shapkin, N.Yu. Stekolnikov

Department of General Surgery
Saratov State Medical University named after V.I. Razumovsky
Bolshaya Kazachya Str. 112, Saratov, Russian Federation 410012

✉ **Contacts:** Pavel A. Seliverstov, Associate Professor, Candidate of Medical Sciences, Department of General Surgery, Saratov State Medical University named after V.I. Razumovsky.
Email: seliverstov.pl@yandex.ru

ABSTRACT The use of artificial intelligence in the prehospital stage of trauma care is feasible and has great potential. Artificial intelligence technologies can reduce the time of emergency medical care, make objective decisions on triage, evacuation and treatment of victims, facilitate coordination of actions and optimal distribution of rescue services resources in peacetime, emergency situations and combat operations. Artificial intelligence algorithms using computer vision, natural language processing and mobile wireless sensor systems expand the capabilities of remote search and remote medical triage of victims. Artificial intelligence systems developed on the basis of machine learning algorithms significantly outperform traditional triage tools in the accuracy of identifying victims with severe trauma who require emergency surgery and intensive care. Artificial intelligence can reduce the number of errors, but does not replace the professional experience of a specialist providing prehospital care, and only provides an additional tool to support decision making. Further exploration of the potential for using artificial intelligence technologies in real-world prehospital trauma care settings is needed.

Keywords: artificial intelligence, trauma, prehospital care, machine learning, triage

For citation Seliverstov PA, Shapkin YuG, Stekolnikov NYu. Possibilities of Using Artificial Intelligence Technologies in Prehospital Trauma Care. *Russian Sklifosovsky Journal of Emergency Medical Care*. 2025;14(3):609–618. <https://doi.org/10.23934/2223-9022-2025-14-3-609-618> (in Russ.)

Conflict of interest Authors declare lack of the conflicts of interests

Acknowledgments, sponsorship The study has no sponsorship

Affiliations

Pavel A. Seliverstov	Associate Professor, Candidate of Medical Sciences, Associate Professor, Department of General Surgery, Saratov State Medical University named after V.I. Razumovsky; https://orcid.org/0000-0002-3416-0470 , seliverstov.pl@yandex.ru; 40%, development of research methodology, data analysis, article writing
Yuriy G. Shapkin	Full Professor, Doctor of Medical Sciences, Head of the Department of General Surgery, Saratov State Medical University named after V.I. Razumovsky; https://orcid.org/0000-0003-0186-1892 , shapkinyurii@mail.ru; 40%, concept development, article writing and editing
Nikolay Yu. Stekolnikov	Associate Professor, Candidate of Medical Sciences, Associate Professor, Department of General Surgery, Saratov State Medical University named after V.I. Razumovsky; https://orcid.org/0000-0002-1407-8744 , nimph2008@yandex.ru; 20%, data collection and analysis in accordance with study design

Received on 11.02.2025

Review completed on 28.03.2025

Accepted on 09.06.2025

Поступила в редакцию 11.02.2025

Рецензирование завершено 28.03.2025

Принята к печати 09.06.2025