Torbat Jam University of Medical Sciences
Iranian journal of Health Research and Development
Vol. 4, No. 4, November 2026

Identifying the Opportunities and Challenges of Using Artificial Intelligence in the Diagnosis, Initial Management, and Triage of Trauma Patients in Pre-Hospital Emergency Care: A Qualitative Meta-Synthesis Study

Mr Alireza Rahimi(BSc)[1]

Original Article

Abstract

Background: This research aimed to analyze and identify the opportunities and challenges of applying artificial intelligence (AI) in the pre-hospital emergency setting for the diagnosis, initial management, and triage of trauma patients. The objective is to provide a practical roadmap for the policymaking and safe implementation of this technology.

Methods: This qualitative study was conducted using a meta-synthesis (research synthesis) approach. A systematic search was performed in major scientific databases to identify original articles published between 2015 and 2026 (1394–1404 in the Iranian calendar). After screening the studies based on the PRISMA guidelines, data from the eligible articles were extracted using a structured checklist and analyzed through thematic content analysis (TCA). The trustworthiness of the findings was assessed and confirmed according to Lincoln and Guba's criteria.

Results: Out of a total of 221 retrieved articles, 24 eligible studies were included in the analysis. The findings indicated that AI application, on one hand, possesses significant potential to transform clinical and operational processes. These potentials include enhancing triage accuracy, intelligent patient monitoring, decision support, logistics optimization, and efficient documentation. On the other hand, realizing these opportunities is contingent upon overcoming a wide range of obstacles, including data and information issues, infrastructural and technical limitations, algorithmic constraints, human and organizational barriers, and ethical and legal considerations.

Conclusion: Although AI, by enabling intelligent monitoring and improving triage accuracy, has the potential to revolutionize the management of the "golden hour" in trauma care, its implementation is confronted with five multifaceted categories of challenges. The results indicate that the successful translation of these opportunities into sustainable clinical practice cannot be achieved solely through technological advancement; rather, it requires systemic transformation, an integrated approach, and the adoption of evidence-based policies to simultaneously address infrastructural, human, and legal barriers.

Keywords: Artificial intelligence, trauma, prehospital emergency care, meta-synthesis, opportunities, challenges

Corresponding author: Mr Alireza Rahimi - E-mail address: alireza.ip80@gmail.com TEL: 09109534183
1. Student Research Committee, Alborz University of Medical Sciences, Karaj, Iran

Received: 2026/05/29 **Revised:** 2026/08/24 **Accepted:** 2026/10/09

Copyright©2026, Rahimi.This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International License (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]

[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

دانشکده علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی تربت جام
مجله تحقیق و توسعه سلامت ایران
دوره ۴ ،شماره ۴، زمستان ۱۴۰۵

شناسایی فرصت‌ها و چالش‌های استفاده از هوش مصنوعی در تشخیص و مدیریت اولیه و تریاژ بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی: مطالعه‌ای به روش فراترکیب کیفی

علیرضا رحیمی (BSc)[۱]

مقاله پژوهشی

چکیده

سابقه و هدف: این پژوهش با هدف تحلیل و شناسایی فرصت‌ها و چالش‌های کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص و مدیریت اولیه و تریاژ بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی انجام شد. هدف، ارائه نقشه‌راهی کاربردی برای سیاست‌گذاری و پیاده‌سازی ایمن این فناوری است.

مواد و روش‌ها: این مطالعه با رویکرد کیفی و به روش فراترکیب (سنتزپژوهی) انجام شده است. جستجوی نظام‌مند در پایگاه‌های داده معتبر برای مقالات اصیل در بازه زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۶ (۱۳۹۴ تا ۱۴۰۴) صورت گرفت. پس از غربالگری مطالعات بر اساس دستورالعمل استاندارد پریزما، داده‌های مقالات منتخب با استفاده از چک‌لیست استخراج و با روش تحلیل محتوای مضمونی (TCA) مورد تجزیه‌وتحلیل قرار گرفتند. روایی و پایایی یافته‌ها نیز بر اساس معیارهای لینکلن و گوبا ارزیابی و تأیید شد.

یافته‌ها: از مجموع ۲۲۱ مقاله بازیابی‌شده، در نهایت ۲۴ مطالعه واجد شرایط وارد فرآیند تحلیل شدند. یافته‌ها نشان داد که کاربرد هوش مصنوعی از یک سو ظرفیت بالایی در تحول فرآیندهای بالینی و عملیاتی ایجاد می‌کند؛ این ظرفیت‌ها شامل تحول در ارتقای دقت تریاژ، پایش هوشمند بیماران، پشتیبانی از تصمیم‌گیری، بهینه‌سازی لجستیک و مستندسازی کارآمد است. از سوی دیگر، تحقق این فرصت‌ها در گرو غلبه بر طیف گسترده‌ای از موانع شامل؛ مسائل داده‌ای و اطلاعاتی، محدودیت‌های زیرساختی و فنی، محدودیت‌های الگوریتمی، موانع انسانی و سازمانی، مسائل اخلاقی و حقوقی است.

نتیجه گیری: اگرچه هوش مصنوعی با ایجاد فرصت‌هایی نظیر پایش هوشمند و ارتقای دقت تریاژ، پتانسیل دگرگونی در مدیریت زمان طلایی تروما را دارد، اما استقرار آن با چالش‌های پنج‌گانه چندوجهی روبه‌رو است. نتایج نشان داد، ترجمه موفق این فرصت‌ها به عمل بالینی پایدار، صرفاً با ارتقای فناوری امکان‌پذیر نیست؛ بلکه نیازمند یک دگردیسی سیستمی، رویکرد یکپارچه و اتخاذ سیاست‌های مبتنی بر شواهد برای غلبه همزمان بر موانع زیرساختی، انسانی و قانونی است.

واژه های کلیدی: هوش مصنوعی، تروما، اورژانس پیش‌بیمارستانی، فراترکیب، فرصت‌ها، چالش‌ها

نویسنده مسئول: علیرضا رحیمی دانشگاه علوم پزشکی البرز، کرج، ایران E-mail: alireza.ip80@gmail.com تلفن: ۰۹۱۰۹۵۳۴۱۸۳
۱. دانشجوی کارشناسی فوریت‌های پزشکی پیش‌بیمارستانی، کمیته تحقیقات و فناوری دانشجویی، دانشگاه علوم پزشکی البرز، کرج، ایران

دریافت: ۱۴۰۵/۰۳/۰۸ **اصلاح:** ۱۴۰۵/۰۶/۰۲ **پذیرش:** ۱۴۰۵/۰۷/۱۷

Copyright©2026, Rahimi.This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International License (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]

[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

مقدمه

در سال‌های اخیر، صدمات ترومایی[1]به‌عنوان یکی از مهم‌ترین علل مرگ و ناتوانی در سطح جهان باقی مانده‌اند. تروما، به عنوان یک معضل بهداشتی جهانی، ششمین علت اصلی مرگ و میر در سراسر جهان به شمار می‌رود و پیامدهای اجتماعی و اقتصادی مخربی را به دنبال دارد(۱). موفقیت در درمان این بیماران به تصمیم‌گیری سریع و مناسب در دقایق و ساعات اولیه پس از آسیب بستگی دارد. در شرایط پیش‌بیمارستانی، تیم‌های فوریت‌های پزشکی (EMS[2]) نخستین نقطه تماس بالینی با بیمار هستند و تصمیمات آن‌ها درباره تریاژ، انتقال و مداخلات اولیه تعیین‌کننده بقاء و پیامد بیمار است. با این حال، فشار زمان، شرایط پر استرس، اطلاعات محدود، تغییرات سریع وضعیت بیمار و منابع محدود، چه از نظر تجهیزات و چه از لحاظ نیروی انسانی، تصمیم‌گیری بالینی را به چالشی جدی تبدیل می‌کند(۲). محیط پیش‌بیمارستانی به طور ذاتی یک محیط پرفشار و پویا است که مستعد خطای انسانی است. عوامل فشارزا[3]مانند اشتباهات و لغزش‌های شناختی به دلیل خستگی، استرس، اضافه بار اطلاعاتی، حواس‌پرتی‌ها و نیاز به انجام وظایف خارج از توالی نرمال در احیای تروما شایع هستند(۳). پروتکل‌های تریاژ میدانی سنتی، که اغلب بر آستانه‌های ثابت فیزیولوژیک یا مکانیسم آسیب تکیه دارند، دقت کافی را در شناسایی بیماران با آسیب شدید ندارند. مطالعات نشان می‌دهند که نرخ آندرتریاژ[4]، یعنی عدم انتقال بیماران ترومایی شدید به مراکز تخصصی تروما سطح ۱، می‌تواند قابل توجه باشد. به عنوان مثال، مطالعه‌ای در هلند روی ۴۹۵۰ بیمار ترومایی بزرگسال نشان داد که ۲۱/۶درصد از بیماران دچار آسیب شدید به این مراکز منتقل نشدند. این یعنی بیش از یک پنجم بیماران با آسیب‌های تهدیدکننده حیات، از دریافت مراقبت‌های تخصصی ضروری محروم شده و در معرض خطر مرگ‌ومیر و عوارض قابل پیشگیری قرار می‌گیرند(۴). این ناکارآمدی نشان‌دهنده‌ی شکست ابزارهای سنتی در ارزیابی صحیح بیمار، به ویژه در مورد آسیب‌های پنهان یا مواردی است که بیمار هنوز از نظر فیزیولوژیک جبران[5] می‌کند. این مشکل در جمعیت‌های خاص مانند بیماران مسن تشدید می‌شود، زیرا پروتکل‌های تریاژ رایج ممکن است نتوانند بیماران مسن با آسیب جدی را به درستی شناسایی کنند(۵). این نقص سیستماتیک، توجیه مستقیمی برای نیاز به سیستم‌های پیشرفته‌تر، مبتنی بر داده و غیرخطی مانند هوش مصنوعی است که قادر به تحلیل متغیرهای پیچیده و مرتبط با چندابتلایی [6]هستند.در همین راستا، پیشرفت‌های اخیر در حوزه هوش مصنوعی (AI[7]) و یادگیری ماشین (ML[8]) و یادگیری عمیق (DL[9]) فرصتی برای تقویت توانمندی بالینی فراهم کرده‌اند. طبق نتایج یک مرور دامنه‌ای از[10] مطالعات مربوط به مراقبت‌های پزشکی پیش‌بیمارستانی[11]، کاربردهای هوش مصنوعی گسترده هستند و شامل پیش‌بینی نیاز به مراقبت ویژه، بهینه‌سازی تخصیص منابع، نظارت مستمر فیزیولوژیک و کمک به تصمیم‌گیری در تریاژ می‌شوند(۶). به‌طور خاص، آخرین تحقیقات نشان داده‌اند که مدل‌های هوش مصنوعی قادرند بر اساس داده‌هایی که در صحنه یا ابتدای ورود به اورژانس ثبت می‌شوند، مانند نشانه‌های حیاتی، امتیازات بالینی، یا ترکیبی از داده‌های ساختاری و غیرساختاری، پیش‌بینی نیاز به جراحی عمده یا مراقبت ویژه را با دقت بسیار بالا انجام دهند. برای مثال، نتایج مطالعات فراتحلیل نشان می‌دهند که بهترین مدل‌های هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در پیش‌بینی پیامدهای حیاتی از جمله مرگ و میر، بستری در بیمارستان و پذیرش مراقبت‌های ویژه، برتری معناداری نسبت به ابزارهای متعارف تریاژ تروما دارند. این برتری با اختلاف میانگین در امتیاز سطح زیرمنحنی مشخصه‌ی عملکرد گیرنده (AUROC) به میزان ۰/۰۹ تا ۰/۱۱ به نفع مدل‌های هوش مصنوعی نشان داده شده است (به عنوان مثال، میانگین۰/۸۹۵ مساحت زیرمنحنی مشخصه عملکرد

[1] Trauma
[2] Emergency Medical Services
[3] Active Failures
[4] Undertriage
[5] Compensated
[6] Comorbidity
[7] Artificial Intelligence
[8] Machine learning
[9] Deep Learning
[10] Scoping Review
[11] pre-hospital emergency care

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

گیرنده برای مرگ و میر در مدل‌های هوش مصنوعی در مقابل ۰/۸۱۰ برای مدل‌های سنتی با فاصله اطمینان ۹۵درصد(۷،۸). علاوه بر فرصت‌ها و کاربردهای هوش مصنوعی در بهینه‌سازی اقدامات و عملکرد فوریت‌های پیش‌بیمارستانی، چالش‌های این ابزارها در این حوزه به ویژه در تشخیص و مدیریت اولیه بیماران ترومایی قابل تأمل است. در محیط‌های پرمخاطره خدمات فوریت‌های پزشکی، جایی که تصمیمات حیاتی باید به سرعت و با مسئولیت‌پذیری بالا اتخاذ شوند، شفافیت مدل‌های هوش مصنوعی حیاتی است. بسیاری از مدل‌های یادگیری ماشین به دلیل عملکرد به صورت جعبه سیاه، فرآیند استدلال نامشخصی دارند که مانع از پذیرش بالینی می‌شود(۹-۱۰). استفاده از هوش مصنوعی در مراقبت‌های اورژانسی نگرانی‌های اخلاقی و حقوقی مهمی را به همراه دارد. حفظ حریم خصوصی داده‌های حساس بیماران، به ویژه در ارتباط با مقررات سخت‌گیرانه‌ی مانند قانون قابلیت انتقال و پاسخگویی بیمه سلامت[۱] (HIPAA) و مقررات عمومی حفاظت از داده‌ها[۲] (GDPR) ، یک الزام اساسی است. همچنین، نگرانی‌هایی در مورد پاسخگویی در قبال پیامدهای نامطلوب ناشی از تصمیمات مبتنی بر هوش مصنوعی و خطر سوگیری‌های الگوریتمی وجود دارد که می‌تواند به طور نامتناسبی بر جمعیت‌های آسیب‌پذیر تأثیر بگذارد (۱۱). علاوه بر این، چالش پیاده‌سازی در سطح جهانی، به ویژه در کشورهای کم‌درآمد و با درآمد متوسط (LMICs)[۴]، قابل توجه است. با وجود اینکه این کشورها بالاترین بار تروما را تحمل می‌کنند(۱)، تحقیقات و توسعه‌ی هوش مصنوعی عمدتاً در کشورهای با درآمد بالا متمرکز شده است. پیاده‌سازی در کشورهای کم‌درآمد و با درآمد متوسط با موانع مضاعفی مانند کمبود منابع، زیرساخت‌های فناوری اطلاعات ضعیف و نیاز به داده‌های بومی و مرتبط با بافت فرهنگی مواجه است (۱۲). به طور کلی می توان بیان داشت که هوش مصنوعی پتانسیل اثبات‌شده‌ای برای ارتقای قابل توجه دقت تریاژ و بهینه‌سازی مدیریت اولیه بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی دارد و همان‌طور که اشاره شد در بسیاری از پیامدهای حیاتی، بر ابزارهای سنتی برتری نشان داده است. با این حال، ترجمه‌ی این پتانسیل به عمل بالینی ایمن و عادلانه، با چالش‌های چندلایه‌ای روبرو است. در همین زمینه، با توجه به رشد سریع ادبیات این حوزه و پراکندگی شواهد پژوهشی موجود، هنوز یک جمع‌بندی منسجم و یکپارچه که بتواند تصویری روشن از وضعیت کاربرد هوش مصنوعی در مدیریت اولیه بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی ارائه کند، شکل نگرفته است. بنابراین، شکاف علمی موجود، فقدان یک بررسی سیستماتیک و فراترکیبی جامع است که به طور همزمان، فرصت‌های عملکردی تأیید شده هوش مصنوعی را با موانع چندوجهی کلیدی) که مانع از استقرار پایدار، ایمن و عادلانه این فناوری در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی می‌شوند، تحلیل و ترکیب نماید. این فراترکیب برای ارائه یک نقشه‌ی راه عملی و مبتنی بر شواهد برای ترجمه موفق هوش مصنوعی به محیط فوریت پیش‌بیمارستانی و رسیدگی به الزامات پذیرش بالینی و تضمین عدالت در سلامت ضروری است. از این‌رو هدف فراترکیب حاضر، تحلیل و ترکیب ساختارمند فرصت‌ها و چالش‌های کلیدی استفاده از هوش مصنوعی در تشخیص و مدیریت اولیه بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی است، تا از این طریق ضمن تدوین یک چارچوب تحلیلی برای نیازهای تحقیقاتی آینده، دستورالعمل‌های سیاستی و راهنمایی کاربردی برای طراحی، سیاستگذاری و پیاده‌سازی آینده این فناوری در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی فراهم آورد. سوال اصلی این پژوهش عبارت است از: فرصت‌ها و چالش‌های استفاده از هوش مصنوعی در تشخیص و مدیریت اولیه و تریاژ بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی کدام‌اند؟

مواد و روش‌ها

در پژوهش حاضر از روش فرا ترکیب[۵] (سنتز پژوهی) استفاده‌شده است. در این روش کیفی به ترکیب مطالعات جاری و اجراشده پرداخته می‌شود و ضمن انتخاب تمامی مطالعات انجام‌شده درباره موضوعی خاص، آن‌ها را یک‌به‌یک مرور و به نحوی سازمان‌دهی می‌شود که بتوان برحسب سؤالات مختلف پژوهش و درعین‌حال مرتبط به تحلیل و

1 Health Insurance Portability and Accountability Act
2 General Data Protection Regulation
3 Low- and Middle-Income Countries (LMICs)
4 Meta-Synthesis
5

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

ترسیم ابعاد موضوع پژوهش پرداخت(۱۳)؛ بنابراین در این پژوهش با جستجو و جمع‌آوری مقالات پژوهشی حول حوزه کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص و مدیریت اولیه بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی، تلاش شد تا ضمن شناسایی فرصت‌ها و چالش‌های موجود،، سعی گردید ضمن شناسایی و بازنمایی فرصت‌ها و چالش‌ها، از طریق ترکیب آن‌ها یک تصویر جامع و یکپارچه از از ظرفیت‌ها و موانع به‌کارگیری هوش مصنوعی در این حوزه ترسیم شود. فرایند اجرای پژوهش مطابق شکل زیر، با استفاده از مراحل پیشنهادی سندلوسکی و باروس[۶] طی هفت گام انجام شد (۱۴).

گام اول: تنظیم سؤالات پژوهش

در گام اول، جهت تنظیم سؤالات پژوهش از معیارهای، جامعه مورد مطالعه، چه چیزی، چه موقع و چگونگی روش استفاده می‌شود؛ بنابراین با توجه به این معیارها، در این پژوهش، سؤالات زیر مورد بررسی قرار گرفت:

جدول ۱. سؤالات پژوهش

معیارها		سؤالات پژوهش
اصلی	چه چیزی (What)	فرصت‌ها و چالش‌های استفاده از هوش مصنوعی در تشخیص و مدیریت اولیه بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی کدام‌اند؟
فرعی	جامعه مورد مطالعه (Who)	اسناد پژوهشی (مقالات علمی معتبر و قابل استناد) داخلی و خارجی
	چه موقع (when)	در بازه زمانی ۱۴۰۴ ـ ۱۳۹۴ ۲۰۲۶ ـ ۲۰۱۵
	چگونگی روش (How)	از طریق جستجوی کلیدواژه‌های مرتبط در پایگاه‌های داده‌ای داخلی و خارجی

[1] Sandelowski & Barros [6]

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]

[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

گام دوم: بررسی نظام‌مند پژوهش

در این مرحله، متناسب با جامعه آماری این پژوهش که شامل مقالات پژوهشی ده سال اخیر (۱۴۰۴ ـ ۱۳۹۴) و (۲۰۱۶ ـ ۲۰۲۶) بود، پس از گزینش کلمات کلیدی به جستجوی سیستماتیک مقالات پژوهشی منتشرشده، پرداخته شد. به‌منظور جستجوی دقیق و بازیابی تمامی مقالات پژوهشی مرتبط، در سرتاسر پژوهش تعاریف واژه‌های جستجو به‌طور مستمر دوباره ارزیابی گردید. کلیدواژه‌های فارسی شامل: «اورژانس پیش بیمارستانی»، «خدمات فوریت‌های پزشکی»، «اورژانس ۱۱۵»، «فوریت‌های پزشکی»، «امداد پزشکی»، «مراقبت پیش بیمارستانی»، « هوش مصنوعی»، «تروما»، «تریاژ»، «فرصت»، ««چالش»، «مشکلات» و «موانع» بوده است. کلیدواژه‌های انگلیسی شامل:

"Pre-hospital Emergency", "Emergency Medical Services", "EMS", "Ambulance Services", "Pre hospital Care", "Artificial Intelligenc", "Trauma", "Triage", "Opportunity", 'Challenge"

بوده است. ترکیب‌های مختلف این کلیدواژه‌ها با استفاده از عملگرهای منطقی AND و OR مورد جستجو قرار گرفته است. به‌عنوان‌مثال، »(اورژانس پیش بیمارستانی OR « »خدمات فوریت‌های پزشکی» OR «اورژانس ۱۱۵ AND (« »هوش مصنوعی .«

به‌منظور جستجوی مقالات در بخش فارسی از پایگاه‌های داده‌ای شامل؛ پایگاه اطلاعات علمی جهاد دانشگاهی(SID)، بانک اطلاعات نشریات کشور(Magiran)، پایگاه اطلاعات علمی ایران(Irandoc)، پایگاه مجلات تخصصی نور (Noormags)، مرجع دانش (Civilica) و در بخش انگلیسی از پایگاه‌های داده‌ای؛PubMed، Scopus، Web of Science، Science Direct، Google Scholar و Embase استفاده شد.

گام سوم: جستجو و گزینش مقالات مناسب

در این مرحله از پژوهش، مقالات به دست آمده در مرحله پیشین، به‌صورت گام‌به‌گام، طی مراحلی مورد ارزیابی و غربال قرار گرفت. فرآیند انتخاب مقالات در چندین مرحله انجام شد:

۱.جستجوی اولیه: در ابتدا با استفاده از کلیدواژه‌های منتخب، جستجو در پایگاه‌های داده‌ای انجام شد که منجر به یافتن تعداد قابل‌توجهی مقاله گردید.

۲.غربالگری عنوان و چکیده: در این مرحله، عنوان و چکیده مقالات بازیابی شده توسط دو پژوهشگر به‌طور مستقل بررسی شد و مقالات تکراری و غیر مرتبط با موضوع پژوهش حذف گردیدند.

۳.بررسی متن کامل: در این مرحله، متن کامل مقالات باقی‌مانده از مرحله قبل توسط دو پژوهشگر به‌طور مستقل بررسی شد و مقالات نهایی بر اساس معیارهای ورود و خروج، انتخاب شدند.

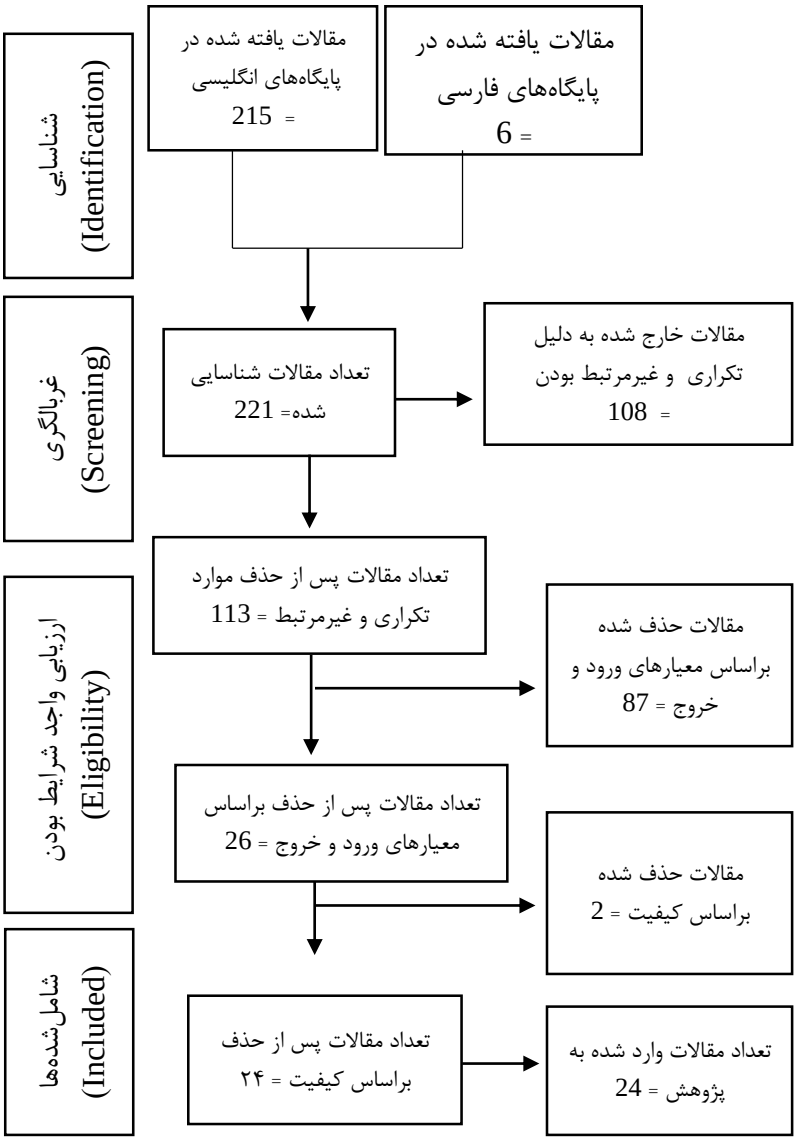
معیارهای پذیرش [۷](ورود) شامل؛ مقالات منتشر شده به زبان فارسی یا انگلیسی، مقالات منتشر شده در بازه زمانی (۱۴۰۴ ـ ۱۳۹۴) ـ (۲۰۲۶ ـ ۲۰۱۵)، مقالات مرتبط با کاربرد تکنیک‌های هوش مصنوعی در تروما، مطالعات متمرکز بر مراقبت‌های اولیه و پیش‌بیمارستانی، مقالات پژوهشی اصیل (کمی، کیفی یا ترکیبی)، مقالات منتشر شده در مجلات علمی ـ پژوهشی معتبر و معیارهای عدم پذیرش [۸](خروج) شامل؛ مقالات غیرمرتبط با موضوع و هدف پژوهش، مقالات همایشی، مروری، سردبیری، نامه به سردبیر و گزارش موردی، مقالات تکراری در پایگاه‌های مختلف، مقالات با متن کامل غیرقابل دسترس و مقالات با کیفیت متدولوژیک پایین (بر اساس ابزار ارزیابی کیفیت CASP [۹] برای مطالعات کیفی، با امتیاز برش ۵۰- ۴۱[۱۰](جدول شماره ۲) ، مقالات خارج از حوزه تروما و مقالات مربوط به بررسی کاربرد هوش مصنوعی صرفاً در محیط‌های داخل بیمارستان (بخش‌های جراحی

---

[1] Inclusion
[1] Exclusion
[1] Critical Appraisal Skills Program
[2] بر اساس این ابزار، اهداف پژوهش، منطق پژوهش، طرح پژوهش، نمونه‌برداری، جمع‌آوری داده‌ها، انعکاس‌پذیری، ملاحظات اخلاقی، دقت در تجزیه‌وتحلیل، بیان روش یافته‌ها و ارزش پژوهش مطالعات منتخب بررسی می‌شود. منطق گزینش مطالعات نهایی بدین ترتیب بود که به هریک از شاخص‌های ده گانه از ضعیف (۱) تا عالی (۵) متیازی داده شد. سپس هر یک از مطالعات بر اساس مجموع امتیاز کسب‌شده در پنج طبقه؛ عالی (۵۰-۴۱)، خیلی خوب (۴۰-۳۱)، خوب (۳۰-۲۱)، متوسط (۲۰-۱۰)، ضعیف (۱۰-۰)، دسته‌بندی شدند؛ بنابراین امتیاز مقالاتی که زیر ۴۱ بود از چرخه‌ی پژوهش خارج و باقی مقالات که حداقل میانگین امتیاز آن‌ها ۴۲ و بیشترین امتیاز ۴۷ بود، وارد گام بعدی یعنی استخراج و تجزیه‌وتحلیل یافته‌ها شدند.

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

تخصصی یا توانبخشی) غربالگری شدند. فرآیند انتخاب مقالات مطابق با دستورالعمل پریزما [1]در قالب نمودار جریان شماره (۱) ارائه‌شده است. در این فرآیند، تعداد ۲۲۱ رکورد اولیه از پایگاه‌های داده شناسایی شد. پس از حذف مطالعات تکراری، ۱۱۳ مطالعه باقی ماند. در مرحله بعد، با اعمال معیارهای ورود و خروج، ۲۶ مطالعه برای بررسی متن کامل در دسترس قرار گرفت. در نهایت، پس از بررسی کیفیت مقالات ۲۴ مطالعه در این فراترکیب جهت بررسی و تحلیل انتخاب شدند.



شکل شماره ۱. جریان جستجوی مطالعات بر اساس دستورالعمل پریزما

[2] PRISMA)Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses(

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

جدول ۲. ارزیابی کیفیت مقالات پذیرفته‌شده (با نمره‌دهی بر اساس شاخص‌های CASP)

ردیف (کد)	نویسنده (گان)/ سال	عنوان مقاله	اهداف پژوهش	منطق و طرح پژوهش	نمونه‌برداری	جمع‌آوری داده‌ها	انعکاس‌پذیری	ملاحظات اخلاقی	دقت در تجزیه‌وتحلیل	بیان یافته‌ها و ارزش پژوهش	امتیاز CASP (۴۱-۵۰)
A1	Liu & Salinas (2017)	Machine learning for predicting outcomes in trauma	۵	۵	۵	۴	۴	۴	۵	۴	۴۵
A2	Spangler et al. (2019)	Automated triage of trauma patients using machine learning	۵	۵	۵	۴	۴	۴	۵	۴	۴۵
A3	Kang et al. (2020)	Machine learning to predict the need for critical care in prehospital settings	۵	۵	۵	۴	۴	۵	۵	۵	۴۷
A4	Fernandez et al. (2020)	Predicting trauma mortality using prehospital data	۵	۵	۵	۴	۴	۴	۵	۴	۴۵
A5	Liu et al. (2021)	Deep learning for prehospital triage	۵	۵	۵	۴	۴	۴	۴	۴	۴۴
A6	Spelten et al. (2021)	AI-based prediction of massive transfusion in severe trauma	۵	۵	۴	۴	۳	۴	۴	۴	۴۳
A7	Gao et al. (2021)	NLP for extracting EMS triage data	۵	۵	۵	۴	۴	۴	۵	۴	۴۵
A8	Nishijima et al. (2022)	Validation of ML for TBI prehospital triage	۵	۵	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴۳
A9	Spangler et al. (2022)	XAI in prehospital trauma triage	۴	۴	۳	۴	۴	۴	۴	۴	۴۲
A10	Moyer et al. (2022)	Emergency neurosurgery prediction in TBI	۵	۵	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴۴
A11	Bertsimas et al. (2022)	Predicting complications after trauma	۵	۵	۵	۴	۴	۵	۵	۵	۴۷
A12	Takeda et al. (2022)	Machine learning in prehospital vital sign monitoring	۵	۵	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴۳
A13	Bihorac et al. (2023)	AI platform for emergency surgery risk	۵	۵	۵	۴	۴	۵	۵	۵	۴۷
A14	Al-Suriyhi et al. (2023)	Smart wearable integration in EMS	۵	۵	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴۳
A15	Patel et al. (2023)	Reinforcement learning for ambulance dispatch	۵	۵	۴	۴	۴	۴	۵	۴	۴۴
A16	Kim et al. (2023)	Remote triage using AI-driven dispatch	۵	۵	۵	۴	۴	۴	۵	۴	۴۵

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

A17	Wallstén et al. (2024)	Human-AI collaboration in EMS	۴	۴	۳	۴	۴	۴	۴	۴	۴۲
A18	Chen et al. (2024)	Enhancing performance of field triage	۵	۵	۵	۴	۴	۵	۵	۵	۴۷
A19	Lee et al. (2024)	NLP for medical symptoms triage in dispatch	۵	۵	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴۴
A20	Jin et al. (2024)	AI for hemorrhage casualties	۵	۵	۴	۴	۴	۳	۴	۴	۴۳
A21	Andishgar et al. (2024)	ML survival models in TBI	۵	۵	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴۳
A22	Miller et al. (2024)	LLMs in prehospital diagnosis	۵	۵	۳	۴	۴	۴	۴	۴	۴۴
A23	Safari et al. (2025)	ML for predicting PRBC transfusion	۵	۵	۴	۴	۴	۴	۵	۴	۴۴
A24	Sheikhi et al. (2024)	PEMS Legal Challenges in AI	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴۴

گام چهارم: استخراج داده‌ها

برای استخراج داده‌ها، یک فرم چک‌لیست استخراج داده طراحی شد که شامل موارد؛ مشخصات مقاله (نویسندگان، سال انتشار، عنوان، نوع مطالعه)، هدف مطالعه؛ روش‌شناسی (طرح مطالعه، حجم نمونه، روش نمونه‌گیری، روش جمع‌آوری داده‌ها) و یافته‌های اصلی مرتبط با فرصت‌ها و چالش‌های کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص و مدیریت اولیه بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی بود.

گام پنجم: تجزیه‌وتحلیل و ترکیب یافته‌ها

به‌منظور تجزیه‌وتحلیل یافته‌ها از روش تحلیل محتوا [۲۲] و تکنیک تحلیل محتوای مضمونی[۲۳] (TCA) بهره گرفته شد؛ بنابراین محتوای تمامی مقالات نهایی بررسی و مضامین اولیه مرتبط با فرصت‌ها و چالش‌های کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص و مدیریت اولیه بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی استخراج گردید. هر نکته کلیدی یا مفهومی که به فرصت‌ها و چالش‌های این حوزه اشاره داشت، به‌عنوان یک مضمون فرعی در نظر گرفته شد. سپس، مضامین فرعی مشابه و مرتبط با یکدیگر در یک طبقه قرار گرفتند و مضامین اصلی تشکیل شد. این طبقه‌بندی بر اساس شباهت‌ها و ارتباطات مفهومی بین مضامین انجام شد. مضامین اصلی معرف مهم‌ترین فرصت‌ها و چالش‌های کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص و مدیریت اولیه بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی بودند.

گام ششم: کنترل کیفیت

برای اطمینان از روایی و پایایی نتایج پژوهش، از معیارهای چهارگانه لینکلن و گوبا [۲۴] شامل قابلیت اعتبار[۲۵]، قابلیت تأییدپذیری [۲۶]، قابلیت اطمینان [۲۷] و قابلیت انتقال‌پذیری [۲۸] استفاده شد(۱۵). در همین راستا، برای افزایش قابلیت اعتبار، از روش بازنگری توسط همکاران و متخصصان حوزه اورژانس پیش بیمارستانی استفاده شد. یافته‌های پژوهش توسط دو متخصص (یک نفر با تخصص دکتری انفورماتیک سلامت و دیگری با تخصص اورژانس پیش‌بیمارستانی) به‌طور مستقل بررسی و نظرات و پیشنهادات اصلاحی ایشان جمع‌آوری و در صورت لزوم، در متن نهایی لحاظ شد. برای افزایش قابلیت تأییدپذیری، تمام مراحل پژوهش به دقت ثبت و مستندسازی شد و تمامی تصمیمات متدولوژیک و تحلیلی به همراه دلایل

2 Content Analysis
3 Thematic Content Analysis (TCA)
4 Lincoln & Guba
5 Credibility
6 Confirmability
7 Dependability
8 Transferability

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

آن‌ها یادداشت گردید. برای افزایش قابلیت اطمینان، از دو پژوهشگر مستقل حوزه اورژانس پیش‌بیمارستانی در فرآیند انتخاب، ارزیابی کیفیت، استخراج داده‌ها و تحلیل استفاده شد و نتایج کار آن‌ها با یکدیگر مقایسه گردید (مقدار کاپا: ۰/۷۴ به‌دست آمد که بیانگر پایایی مناسب است). برای افزایش قابلیت انتقال‌پذیری، توصیف دقیقی از زمینه و ویژگی‌های مطالعات اصلی ارائه شد تا خوانندگان بتوانند در مورد قابلیت کاربرد نتایج در زمینه‌های دیگر قضاوت کنند.

گام هفتم: ارائه فراترکیب

در فراترکیب، محقق، پاسخ به پرسش تحقیق را بر اساس نتایج پژوهش¬های مرتبط می‌دهد. این پاسخ، نتیجه ترکیب یافته‌های پژوهش¬های متفاوت است و متناسب با سلیقه و هدف محقق تنظیم و سازمان‌دهی می‌گردد(۱۶). به‌عبارت‌دیگر، در گام هفتم، با توجه به فرایند فراترکیب در یک نمای کلی با مرور و تجزیه‌وتحلیل داده‌ها، در بخش فراورده‌های فراترکیب، یافته‌های حاصل از مراحل قبل ارائه می‌شوند. لذا در ادامه ارائه نتایج فراترکیب، متناسب با هدف پژوهش در بخش یافته‌ها و با استفاده از جداول و توصیف‌های لازم ارائه خواهد شد.

لازم به ذکر است، در این پژوهش، اصول اخلاقی شامل صداقت علمی، امانت‌داری در استناد به منابع و پرهیز از تحریف یافته‌ها رعایت شد. همچنین، به‌منظور رعایت حقوق معنوی پژوهشگران، به تمامی منابع مورد استفاده به درستی استناد گردید. با توجه به ماهیت این مطالعه که مبتنی بر بررسی مقالات منتشر شده بود، نیازی به کسب رضایت آگاهانه نبود، اما تمامی اصول اخلاقی مرتبط با پژوهش‌های ثانویه رعایت گردید.

یافته ها

فرآیند پژوهش با جستجوی نظام‌مند در پایگاه‌های داده معتبر داخلی و خارجی، منجر به شناسایی اولیه ۲۲۱ مقاله مرتبط شد. پس از اعمال دقیق معیارهای ورود و خروج و ارزیابی کیفیت متدولوژیک، در نهایت ۲۴ مقاله برای سنتز نهایی انتخاب شدند که یافته‌های کلیدی آن‌ها مبنای تحلیل عمیق مضمونی قرار گرفت. مجموعه مقالات مورد بررسی، طیف گسترده‌ای از رویکردهای پژوهشی را شامل می‌شود که از مطالعات کوهورت گذشته‌نگر بر روی بانک‌های داده عظیم تا مدل‌سازی‌های پیش‌بینی، شبیه‌سازی‌های دیجیتال و پژوهش‌های کیفی را در برمی‌گیرد. این تنوع در روش‌شناسی، اعتبار یافته‌های حاصل از فراترکیب را افزایش می‌دهد و یک درک جامع و چندوجهی از ابعاد مختلف موضوع موردمطالعه را ممکن می‌سازد.همچنین، برای جمع‌آوری داده‌ها از ابزارهای مختلفی استفاده شده است که شامل: داده‌کاوی از سامانه‌های ثبت تروما و پرونده‌های بالینی/الکترونیک (۱۲ مطالعه)، پایش داده‌های پیوسته فیزیولوژیک و گجت‌ها (۳ مطالعه)، شبیه‌سازی‌های کامپیوتری و مدل‌سازی داده‌های سنتتیک (۳ مطالعه)، پردازش زبان طبیعی [۲۹]و تحلیل متون/صوت دیسپچ (۳ مطالعه) و روش‌های کیفی شامل مصاحبه‌های عمیق و کارگاه‌های ارزیابی (۳ مطالعه) می‌باشد. جمعیت مورد مطالعه در این مقالات نیز تنوع بالایی داشته و شامل رکوردهای بسیار حجیم بانک‌های داده ملی و رجیستری‌ها نظیر NTDB ، NEMSISو NEDIS (۹ مطالعه)، بیماران ترومایی بالینی و مأموریت‌های ثبت‌شده آمبولانس (۶ مطالعه)، تکنسین‌ها، متخصصان فوریت‌های پزشکی و سیاست‌گذاران (۳ مطالعه)، سناریوهای شبیه‌سازی شده و داده‌های ناوگان (۳ مطالعه) و گزارش‌ها و مکالمات ضبط‌شده اورژانس (۳ مطالعه) بوده است. (در جدول شماره ۳ جدول مشخصات مطالعات منتخب ارائه شده است)

فرصت‌ها و چالش‌های هوش مصنوعی در مدیریت اولیه بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی

در این بخش، یافته‌های کلیدی استخراج‌شده از مقالات منتخب، با استفاده از روش تحلیل محتوای مضمونی (TCA)، به مضامین اصلی، فرعی و اولیه طبقه‌بندی شده‌اند. در این فرآیند، پس از استخراج و دسته‌بندی ده‌ها عنصر معنایی (کدهای باز تخصصی)، ابتدا ۲۰ مضمون اولیه (شامل ۱۰ مضمون در بخش فرصت‌ها و ۱۰ مضمون در بخش چالش‌ها) شناسایی شدند. این مضامین اولیه سپس بر اساس ساختار و

[2] زیرشاخه‌ای از هوش مصنوعی که به کامپیوترها امکان درک، تفسیر و تولید زبان انسانی را می‌دهد. این فناوری در تحلیل متون پزشکی، استخراج اطلاعات کلیدی از گزارش‌ها و اسناد، و همچنین در توسعه چت‌بات‌های پزشکی کاربرد دارد.

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

شباهت‌های مفهومی، در ۱۰ مضمون فرعی دسته‌بندی گردیدند. در نهایت، این مضامین فرعی در ۲ مضمون اصلی کلان شامل «فرصت‌های کاربرد هوش مصنوعی» و «چالش‌ها و موانع استقرار هوش مصنوعی» در تشخیص و مدیریت اولیه بیماران ترومایی تجمیع شدند. این طبقه‌بندی، چارچوبی مفهومی و جامع برای فهم عمیقِ پتانسیل‌های تکنولوژیک از یک‌سو، و موانع فنی، بالینی و سیستمی از سوی دیگر ارائه می‌دهد و روابط متقابل میان آن‌ها را روشن می‌سازد. جدول شماره(۴)، این طبقه‌بندی چندسطحی را به‌صورت تفصیلی نمایش می‌دهد.

جدول ۳. مشخصات مطالعات منتخب

ردیف (کد)	نویسنده (گان)/ سال	عنوان مقاله	مجله	نوع/طرح مطالعه	جمعیت/نمونه مطالعه	روش (های) جمع‌آوری داده‌ها	خلاصه یافته‌های کلیدی مرتبط با فرصت‌ها و چالش‌ها
A1	Liu & Salinas (2017)	Machine learning for predicting outcomes in trauma	*JAMA Network Open*	کوهورت گذشته‌نگر	۵۶،۳۶۶ بیمار تروما	داده‌های ملیEMS	فرصت: پیش‌بینی دقیق مرگ‌ومیر، شناسایی زودهنگام شوک هموراژیک، نیاز قطعی به MTP و لوله‌گذاری تراشه چالش: نقص داده‌ها (Missing Data)، نویز سیگنال در حرکت، افزایش بار شناختی تکنسین و اختلال در سرعت عمل
A2	Spangler et al. (2019)	Automated triage of trauma patients using machine learning	*Scand J Trauma Resusc Emerg Med*	توسعه و ارزیابی مدل	۴۲،۳۸۶ رکورد EMS	ثبت متغیرهای بالینی پیش‌بیمارستانی	فرصت: تشخیص خودکار مکانیزم آسیب (MOI)، نمره‌دهی ISS، پیشنهاد پروتکل دارویی و راهنمایی گام‌به‌گام پروسیجرها چالش: خطر بیش‌برازش (Overfitting) و افت دقت مدل در جمعیت‌های جدید یا مناطق جغرافیایی متفاوت
A3	Kang et al. (2020)	Machine learning to predict the need for critical care in prehospital settings	*Resuscitation*	توسعه مدل یادگیری ماشین	۸،۹ میلیون ویزیت	داده‌های پایگاه NEDIS	فرصت: مسیریابی تطبیقی، کاهش زمان پاسخ‌دهی، تبدیل گفتار به متن در آمبولانس و پر کردن خودکار فرم (ePCR) چالش: فقدان استاندارد مشترک بین EMS و HIS، جزیره‌ای بودن داده‌ها و هزینه‌های تطبیق سیستم‌های قدیمی
A4	Fernandez et al. (2020)	Predicting trauma mortality using prehospital data	*Prehosp Emerg Care*	کوهورت گذشته‌نگر	۱،۲ میلیون رکورد	داده‌های ملی NEMSIS	فرصت: تحلیل بلادرنگ حسگرهای پوشیدنی، مانیتورینگ باکیفیت ECG، پایش مداوم اکسیژن و فشار خون چالش: ثبت نادرست اطلاعات در شرایط پراسترس، کالیبره نبودن

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

ردیف (کد)	نویسنده (گان)/ سال	عنوان مقاله	مجله	نوع/طرح مطالعه	جمعیت/نمونه مطالعه	روش (های) جمع‌آوری داده‌ها	خلاصه یافته‌های کلیدی مرتبط با فرصت‌ها و چالش‌ها
							سنسورها و وابستگی تکنسین به ماشین
A5	Liu et al. (2021)	Deep learning for prehospital triage	*Artificial Intelligence in Medicine*	یادگیری عمیق	۷۵،۰۰۰ بیمار	تحلیل داده‌های پیوسته فیزیولوژیک	فرصت: تشخیص زودهنگام کواگولوپاتی، تفسیر خودکار سونوگرافی سریع (FAST) و تشخیص پنوموتوراکس در صحنه چالش: ناتوانی مدل در توضیح تصمیم‌گیری (جعبه سیاه)، فقدان منطق شفاف بالینی و دشواری در دیباگ (Debug)
A6	Spelten et al. (2021)	AI-based prediction of massive transfusion in severe trauma	*J Clin Med*	مدل‌سازی پیش‌بینی‌کننده	۳،۱۲۰ بیمار	داده‌های ثبت ترومای آلمان	فرصت: کشف الگوهای پنهان افت فشار، هشدار ایست قلبی، شبیه‌سازی VR برای آموزش و ارائه بازخورد خودکار چالش: عمر کوتاه باتری تجهیزات، قدرت پردازشی پایین تبلت‌ها و آسیب‌پذیری فیزیکی در محیط خشن تروما
A7	Gao et al. (2021)	NLP for extracting EMS triage data	*J Med Internet Res*	پردازش زبان طبیعی(NLP)	۱۰،۵۰۰ گزارشEMS	تحلیل متن آزاد گزارش‌های تکنسین‌ها	فرصت: پیش‌بینی نقاط پرخطر تصادفات، تخصیص پویای آمبولانس و اعزام هوشمند ناوگان چالش: قطعی اینترنت در نقاط کور، تأخیر (Latency) پردازش ابری، ابهام در مقصر قانونی و چالش امنیت داده‌ها
A8	Nishijima et al. (2022)	Validation of ML for TBI prehospital triage	*Ann Emerg Med*	کوهورت چندمرکزی	۵،۴۰۰ بیمار TBI	داده‌های بالینی و گلاسکو	فرصت: ادغام پالس‌اکسی‌متری، برقراری ارتباط با پزشک مشاور، استخراج کلمات کلیدی بالینی (NLP) چالش: ناسازگاری فرمت پرونده‌های الکترونیک و فقدان APIهای استاندارد برای تبادل بلادرنگ داده‌ها
A9	Spangler et al. (2022)	XAI in prehospital trauma triage	*Annals of Emergency Medicine*	کارگاه تخصصی (XAI)	۱۲ پرسنل خبرهEMS	ارزیابی رابط کاربری و اعتماد	فرصت: انتخاب خودکار مرکز تروما، آماده‌باش پیش‌دستانه بیمارستان مقصد و بهینه‌سازی مصرف تجهیزات چالش: سوگیری الگوریتم علیه گروه‌های سنی/نژادی خاص، نیاز به کالیبراسیون مداوم و داده‌های غیرنماینده

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

ردیف (کد)	نویسنده (گان)/ سال	عنوان مقاله	مجله	نوع/طرح مطالعه	جمعیت/نمونه مطالعه	روش (های) جمع‌آوری داده‌ها	خلاصه یافته‌های کلیدی مرتبط با فرصت‌ها و چالش‌ها
A10	Moyer et al. (2022)	Emergency neurosurgery prediction in TBI	*World J Emerg Surg*	کوهورت چندمرکزی	۲،۱۵۹ بیمار	داده‌های Traumabase	فرصت: شناسایی نیازمندان جراحی فوری، ارزیابی GCS با پردازش تصویر و کاهش خطای تریاژ مولتیپل تروما چالش: عدم شفافیت مدل‌های یادگیری عمیق در تفسیر دلایل بالینی (جعبه سیاه) و ردیابی منطق پیش‌بینی
A11	Bertsimas et al. (2022)	Predicting complications after trauma	*J Surg Research*	توسعه مدل (XGBoost)	۵۱،۰۰۰ رکورد جراحی	داده‌های ثبت تروما	فرصت: تخمین بسیار دقیق زمان رسیدن (ETA) و جلوگیری از ازدحام کاذب در مراکز ترومای سطح یک چالش: دشواری استدلال قضایی برای تصمیمات هوش مصنوعی (جعبه سیاه) و خلأهای قانونی در تجهیزات SaMD
A12	Takeda et al. (2022)	Machine learning in prehospital vital sign monitoring	*Scientific Reports*	مشاهده‌ای	۴،۳۰۰ مأموریت آمبولانس	پایش مستمر علائم حیاتی	فرصت: پیش‌بینی نیاز به MTP و انتوباسیون، و شناسایی خودکار انحراف از پروتکل‌های درمانی جهت اصلاح چالش: تفاوت تعاریف متغیرها بین سازمان‌ها، ثبت نادرست اطلاعات و نویز سیگنال حین حرکت آمبولانس
A13	Bihorac et al. (2023)	AI platform for emergency surgery risk	*Nature Digital Medicine*	پلتفرم یکپارچه هوشمند	۵۱،۴۵۷ جراحی	پرونده الکترونیک سلامت	فرصت: تخصیص منابع، تخمین زمان رسیدن (ETA) برای اتاق عمل و اعلام آماده‌باش پیش‌دستانه چالش: اختلال شدید سیگنال مخابراتی در تونل‌ها، تغییر دکل‌ها و پهنای باند ناکافی برای ارسال تصاویر
A14	Al-Suriyhi et al. (2023)	Smart wearable integration in EMS	*Emerg Med J*	سیستم‌های سایبرفیزیکی	۲،۰۰۰ بیمار ترومایی	داده‌های گجت‌های پوشیدنی	فرصت: آلارم هوشمند تغییرات تنفس، پیش‌بینی افت هوشیاری و شناسایی روند وخامت پیش از بروز علائم چالش: مشکل خوانایی صفحات نمایش لمسی در شرایط جوی نامساعد و ضعف الگوریتم در سالمندان/زنان
A15	Patel et al. (2023)	Reinforcement learning for ambulance dispatch	*Resuscitation*	یادگیری تقویت‌شده	داده‌های ناوگان شهری	شبیه‌سازی اعزام آمبولانس	فرصت: مسیریابی تطبیقی بر اساس ترافیک آنلاین، کاهش زمان

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

ردیف (کد)	نویسنده (گان)/ سال	عنوان مقاله	مجله	نوع/طرح مطالعه	جمعیت/نمونه مطالعه	روش (های) جمع‌آوری داده‌ها	خلاصه یافته‌های کلیدی مرتبط با فرصت‌ها و چالش‌ها
							پاسخ‌دهی و پر کردن خودکار فرم ePCR چالش: داده‌های از قلم‌افتاده (Missing Data)، زمان‌بر بودن راه‌اندازی الگوریتم در صحنه و اختلال در سرعت عمل
A16	Kim et al. (2023)	Remote triage using AI-driven dispatch	*PLoS One*	کوهورت گذشته‌نگر	۸۵،۰۰۰ تماس اضطراری	تحلیل صوتی و متنی دیسپچ	فرصت: تشخیص خودکار MOI، نمره‌دهی ISS در صحنه و فشرده‌سازی هوشمند تصاویر پزشکی برای ارسال چالش: افت عملکرد و کاهش شدید دقت مدل در مواجهه با تروماهای نادر و مشکل تطبیق با بوم‌شناسی محلی
A17	Wallstén et al. (2024)	Human-AI collaboration in EMS	*J Biomed Inform*	کیفی	۲۰ تکنسین اورژانس	مصاحبه عمیق	فرصت: کشف الگوهای پنهان و افت نامحسوس فشار خون، و سیستم هشدار زودهنگام (EWS) وخامت بیمار چالش: قطعی اینترنت در مناطق روستایی/کوهستانی و تأخیر خطرناک در پردازش‌های ابری (Latency)
A18	Chen et al. (2024)	Enhancing performance of field triage	*J Med Internet Res*	توسعه مدل XGboost	۲ میلیون رکورد NTDB	داده‌کاوی	فرصت: پیش‌بینی قطعی مرگ‌ومیر، شناسایی شوک هموراژیک، ارائه بازخورد بالینی و شبیه‌سازی سناریوها چالش: عدم یکپارچگی پایگاه‌های داده محلی، عدم اعتماد بالینی تکنسین‌ها به توصیه‌های ماشین و مقاومت روانی
A19	Lee et al. (2024)	NLP for medical symptoms triage in dispatch	*Am J Emerg Med*	یادگیری عمیق در NLP	۱،۰۲۸ مکالمه متنی	تحلیل گفتگو	فرصت: ارزیابی GCS، ترجمه همزمان (NLP) مکالمات بیماران غیرهم‌زبان و راهنمایی صوتی/تصویری تکنسین چالش: دشواری در دیباگ (Debug) شبکه‌های عصبی پیچیده و عدم وجود منطق شفاف بالینی برای استدلال قضایی
A20	Jin et al. (2024)	AI for hemorrhage casualties	*Front Physiology*	مدل‌سازی محاسباتی	داده‌های سنتتیک	شبیه‌سازی فیزیولوژیک	فرصت: تخصیص پویای آمبولانس بر اساس حجم دیسپچ، اعزام

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

ردیف (کد)	نویسنده (گان)/ سال	عنوان مقاله	مجله	نوع/طرح مطالعه	جمعیت/نمونه مطالعه	روش (های) جمع‌آوری داده‌ها	خلاصه یافته‌های کلیدی مرتبط با فرصت‌ها و چالش‌ها
							هوشمند و پیش‌بینی نقاط پرخطر تصادفات چالش: نیاز به کالیبراسیون مداوم، خطر هک شدن موقعیت مکانی بیمار و چالش اخلاقی اخذ رضایت آگاهانه
A21	Andishgar et al. (2024)	ML survival models in TBI	*Scientific Reports*	کوهورت گذشته‌نگر	۳،۱۸۰ بیمار TBI	داده‌های بالینی	فرصت: تحلیل بلادرنگ حسگرهای پوشیدنی، پایش مداوم اکسیژن/فشار خون و ارائه بازخورد خودکار به پرسنل چالش: نیاز به تجهیزات مقاوم (Rugged) با هزینه بالا، و خطر نادیده گرفتن بیماری‌های زمینه‌ای (کوموربیدیتی)
A22	Miller et al. (2024)	LLMs in prehospital diagnosis	*Prehospital Emergency Care*	ارزیابی عملکرد LLM	۲۰۰ سناریوی شبیه‌سازی	مقایسه AI با پارامدیک‌ها	فرصت: پیش‌بینی پیامدهای حاد بالینی، شناسایی زودهنگام کواگولوپاتی و نیاز به لوله‌گذاری تراشه چالش: جزیره‌ای بودن داده‌ها، بروز خستگی هشدار (Alarm Fatigue)، نیاز به آموزش تخصصی و ترس از جایگزینی
A23	Safari et al. (2025)	ML for predicting PRBC transfusion	*Arch Acad Emerg Med*	کوهورت گذشته‌نگر	۹۰۸ بیمار تروما	پرونده الکترونیک	فرصت: شناسایی خونریزی داخلی از طریق تصاویر پرتابل، تفسیر FAST و فشرده‌سازی هوشمند تصاویر چالش: پهنای باند ناکافی شبکه برای ارسال ویدیو و ابهام قانونی در مقصر بودن تکنسین یا برنامه‌نویس
A24	Sheikhi et al. (2024)	PEMS Legal Challenges in AI	*Springer (BMC Health Serv Res)*	کیفی	۳۵ متخصص و سیاست‌گذار	مصاحبه نیمه ساختاریافته	فرصت: تبدیل گفتار به متن در محیط پرسروصدا، استخراج خودکار کلیدواژه‌ها و پایش پیوسته علائم حیاتی چالش: تفاوت تعاریف بالینی، مقاومت تکنسین‌ها در برابر تغییر فرآیندها و نیاز مداوم به آموزش پرسنل

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

جدول شماره ۴. فرصت‌ها و چالش‌های هوش مصنوعی در مدیریت اولیه بیماران ترومایی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی

مضمون اصلی	مضامین فرعی	مضامین اولیه	عناصر معنایی (کدها)	منابع احصاء
فرصت‌ها	ارتقای دقت تریاژ و ارزیابی اولیه	پیش‌بینی پیامدهای حاد بالینی	پیش‌بینی دقیق میزان مرگ‌ومیر در ۲۴ ساعت اول/ شناسایی زودهنگام شوک هموراژیک (خونریزی‌دهنده)/ پیش‌بینی قطعی نیاز به انتقال خون وسیع (MTP)/ پیش‌بینی نیاز به لوله‌گذاری تراشه (انتوباسیون) در صحنه/ تشخیص زودهنگام کواگولوپاتی (اختلال انعقادی) ناشی از تروما	[۱]، [۵]، [۱۲]، [۱۸]، [۲۲]
		طبقه‌بندی شدت جراحات	تشخیص خودکار مکانیزم آسیب (MOI) از روی شواهد/ نمره‌دهی هوشمند شدت تروما و محاسبه ISS در صحنه/ شناسایی بیماران نیازمند مداخله جراحی فوری/ ارزیابی دقیق‌تر مقیاس کما گلاسکو (GCS) با پردازش تصویر و صدا/ کاهش خطای انسانی در تریاژ بیماران با ترومای چندگانه (مُولتیپل تروما)	[۲]، [۱۰]، [۱۶]، [۱۹]
	پایش و مانیتورینگ هوشمند	تحلیل پیوسته علائم حیاتی	تحلیل بلادرنگ داده‌های حسگرهای پوشیدنی/ مانیتورینگ نوار قلب (ECG) با کیفیت بالا در آمبولانس/ پایش مداوم سطح اکسیژن و دی‌اکسید کربن/ ادغام داده‌های پالس‌اکسی‌متری و کاپنوگرافی توسط الگوریتم‌ها/ پایش غیرتهاجمی و پیوسته فشار خون به صورت لحظه‌ای	[۴]، [۸]، [۲۱]، [۲۴]
		سیستم‌های هشدار زودهنگام (EWS)	کشف الگوهای پنهان و افت نامحسوس فشار خون/ هشدار پیش از وقوع ایست قلبی تروماتیک/ آلارم هوشمند برای تغییرات ناگهانی ریتم تنفس/ پیش‌بینی افت ناگهانی سطح هوشیاری پیش از وقوع/ شناسایی روند رو به وخامت بیمار (Deterioration) قبل از بروز علائم بالینی	[۶]، [۱۴]، [۱۷]
	بهینه‌سازی عملیات و لجستیک	مدیریت ناوگان و اعزام	مسیریابی تطبیقی و بهینه آمبولانس بر اساس ترافیک آنلاین/ کاهش چشمگیر زمان پاسخ‌دهی (Response Time)/ اعزام هوشمند ناوگان هوایی یا زمینی بر اساس شرایط/ پیش‌بینی نقاط پرخطر تصادفات برای استقرار پیش‌گیرانه آمبولانس/ تخصیص پویای آمبولانس‌ها بر اساس حجم لحظه‌ای تماس‌های دیسپچ	[۳]، [۷]، [۱۵]، [۲۰]
		تخصیص منابع و انتخاب مقصد	انتخاب خودکار مرکز تروما (سطح ۱ یا ۲) بر اساس نیاز بیمار/ اعلام آماده‌باش پیش‌دستانه به تیم اورژانس بیمارستان مقصد/ بهینه‌سازی مصرف تجهیزات داخل آمبولانس/ تخمین بسیار دقیق زمان رسیدن به بیمارستان (ETA) برای هماهنگی اتاق عمل/ جلوگیری از ازدحام کاذب در مراکز ترومای سطح یک	[۹]، [۱۱]، [۱۳]
	پشتیبانی تصمیم‌گیری بالینی	تحلیل تصویربرداری در صحنه	تفسیر خودکار و سونوگرافی سریع (FAST) توسط تکنسین/ شناسایی خونریزی داخلی از طریق تصاویر پرتابل/ تشخیص پنوموتوراکس (هوا جنبی) از طریق سونوگرافی ریه مبتنی بر هوش مصنوعی/ فشرده‌سازی هوشمند تصاویر پزشکی برای ارسال با حجم کم و کیفیت بالا	[۲۳]، [۱۶]، [۵]
		تله‌مدیسین و پروتکل‌های خودکار	پیشنهاد پروتکل دارویی بر اساس وزن، سن و علائم بیمار/ برقراری ارتباط ساختاریافته با پزشک مشاور راه دور/ ترجمه همزمان (NLP) برای اخذ شرح حال از بیماران غیرهم‌زبان یا توریست‌ها/ راهنمایی صوتی/تصویری گام‌به‌گام تکنسین در پروسیجرهای تهاجمی پیچیده	[۸]، [۲]، [۱۹]
	مستندسازی هوشمند و ارتقای کیفیت	مستندسازی و ثبت خودکار (NLP)	تبدیل گفتار به متن (Speech-to-Text) در محیط پرسر و صدای آمبولانس/ استخراج خودکار کلمات کلیدی بالینی از مکالمات پرسنل/ پر کردن خودکار فرم‌های الکترونیک اورژانس (ePCR) بدون نیاز به تایپ دستی	[۳]، [۸]، [۱۵]، [۲۴]
		تضمین کیفیت و آموزش مبتنی بر داده	شبیه‌سازی سناریوهای پیچیده ترومایی با واقعیت مجازی/هوش مصنوعی برای آموزش/ ارائه بازخورد خودکار به عملکرد بالینی پرسنل پس از پایان مأموریت/ شناسایی خودکار انحراف از پروتکل‌های درمانی جهت اصلاح فرآیندها	[۶]، [۱۲]، [۱۸]، [۲۱]
چالش‌ها	مسائل داده‌ای و اطلاعاتی	نقص و کیفیت پایین داده‌ها	وجود داده‌های از قلم‌افتاده (Missing Data) و ناقص/ ثبت نادرست اطلاعات در شرایط بحرانی و پر استرس صحنه/ نویز در سیگنال‌های دریافتی حین حرکت آمبولانس در جاده/ خطاهای داده‌ای ناشی از کالیبره نبودن سنسورها در آمبولانس/ تفاوت در تعاریف متغیرهای بالینی بین سازمان‌های مختلف اورژانس	[۱]، [۴]، [۱۲]، [۱۵]، [۲۴]
		عدم یکپارچگی سیستم‌ها	فقدان استاندارد مشترک بین سیستم‌های فوریت‌های پزشکی (EMS)و سیستم اطلاعات بیمارستان (HIS)/ جزیره‌ای بودن پایگاه‌های داده محلی اورژانس/ ناسازگاری فرمت پرونده‌های الکترونیک/ هزینه‌های بالای تطبیق سیستم‌های قدیمی (Legacy systems) با پلتفرم‌های هوش مصنوعی/ فقدان APIهای استاندارد برای تبادل بلادرنگ داده‌ها	[۳]، [۸]، [۱۸]، [۲۲]

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

محدودیت‌های زیرساختی و فنی	ناپایداری شبکه‌های ارتباطی	قطعی اینترنت در مناطق روستایی، کوهستانی و نقاط کور/ پهنای باند ناکافی برای ارسال ویدیو و تصاویر سونوگرافی/ تأخیر (Latency) خطرناک در پردازش‌های ابری/ اختلال شدید سیگنال در تونل‌ها یا در میان ساختمان‌های متراکم شهری/ چالش‌های امنیتی و افت سیگنال حین تغییر دکل‌های مخابراتی در حال حرکت	[۷]، [۱۳]، [۱۷]، [۲۳]
	محدودیت‌های سخت‌افزاری سیار	عمر کوتاه باتری تجهیزات هوشمند در عملیات‌های بحرانی طولانی/ قدرت پردازشی پایین تبلت‌های اورژانس برای اجرای مدل‌های سنگین هوش مصنوعی/ آسیب‌پذیری فیزیکی تجهیزات در محیط خشن تروما/ مشکلات خوانایی صفحات نمایش لمسی در نور شدید خورشید یا زیر باران/خون/ نیاز به تجهیزات نظامی/مقاوم (Rugged) با هزینه‌های بسیار بالا	[۶]، [۱۴]، [۲۱]
محدودیت‌های الگوریتمی	تعمیم‌پذیری و افت عملکرد	افت دقت مدل (Shift Domain) در جمعیت‌های جدید یا مناطق جغرافیایی متفاوت/ خطر بیش‌برازش (Overfitting) الگوریتم روی داده‌های یک بیمارستان خاص/ نیاز به کالیبراسیون مداوم الگوریتم‌ها با گذشت زمان/ کاهش شدید دقت مدل در مواجهه با تروماهای نادر (مانند سوختگی‌های خاص)/ مشکل در تطبیق مدل‌های آموزش‌دیده در کشورهای پیشرفته با بوم‌شناسی محلی	[۲]، [۹]، [۱۶]، [۲۰]
	عدم شفافیت (جعبه سیاه)	ناتوانی مدل‌های یادگیری عمیق در توضیح و تفسیر دلایل تصمیم‌گیری/ دشواری در ردیابی منطق پیش‌بینی‌های بالینی برای کادر درمان/ عدم وجود منطق شفاف بالینی برای استدلال قضایی در صورت شکایت بیمار/ دشواری در دیباگ (Debug) و رفع خطاهای پنهان شبکه‌های عصبی پیچیده	[۵]، [۱۰]، [۱۱]، [۱۹]
موانع انسانی و سازمانی	مقاومت کارکنان و نیازهای آموزشی	عدم اعتماد بالینی تکنسین‌ها به توصیه‌های ماشین/ نیاز به آموزش‌های تخصصی، مداوم و زمان‌بر برای پرسنل عملیاتی/ مقاومت روانشناختی در برابر تغییر فرآیندهای سنتی تریاژ/ بروز خستگی هشدار (Alarm Fatigue) در کادر درمان ناشی از هشدارهای کاذب هوش مصنوعی/ ترس و نگرانی پرسنل از جایگزینی هوش مصنوعی به جای تخصص انسانی	[۱۸]، [۲۲]، [۲۴]
	تداخل در جریان کار بالینی	افزایش بار شناختی تکنسین برای ورود داده به سیستم حین عملیات احیا/ اختلال در سرعت عمل به دلیل درگیری با نرم‌افزارهای پیچیده/ وابستگی بیش از حد پرسنل جدید به ماشین و افت تدریجی مهارت‌های بالینی پایه/ زمان‌بر بودن کالیبراسیون و ورود اطلاعات اولیه برای راه‌اندازی الگوریتم در صحنه	[۱]، [۴]، [۱۵]
مسائل اخلاقی و حقوقی	سوگیری و بی‌عدالتی الگوریتمی	سوگیری مدل‌ها علیه اقلیت‌های نژادی یا گروه‌های سنی خاص/ آموزش مدل‌ها بر اساس داده‌های یک‌سویه و غیرنماینده (Non-representative)/ عملکرد ضعیف‌تر الگوریتم‌ها روی زنان یا سالمندان به دلیل کمبود داده‌های تاریخی/ خطر نادیده گرفتن بیماری‌های زمینه‌ای (کوموربیدیتی‌ها) در توصیه‌های استاندارد هوش مصنوعی	[۹]، [۱۴]، [۲۱]
	حریم خصوصی و مسئولیت قانونی	ابهام در مقصر قانونی (پزشک/شرکت برنامه‌نویس/تکنسین) در صورت خطا مانند خطای منجر به فوت/ چالش‌های امنیتی و خطر هک شدن داده‌های حساس و موقعیت مکانی بیماران/ چالش اخلاقیِ اخذ رضایت آگاهانه از بیمار ترومایی بی‌هوش برای پردازش داده‌هایش/ خلأهای شدید قانونی در استانداردگذاری نرم‌افزارها به عنوان تجهیزات پزشکی (SaMD)	[۷]، [۱۱]، [۲۰]، [۲۳]

بحث

فرصت‌های کاربرد هوش مصنوعی در ترومای پیش‌بیمارستانی

یافته‌های این مطالعه نشان می‌دهد که هوش مصنوعی پتانسیل قابل توجهی برای ایجاد یک تحول بنیادین در جنبه‌های مختلف مدیریت تروما در مرحله پیش‌بیمارستانی دارد. این فرصت‌ها که در ۵ مضمون فرعی دسته‌بندی شده‌اند، از ارتقای دقت ارزیابی‌های اولیه تا بهینه‌سازی فرآیندهای لجستیکی و بهبود کیفیت مستندسازی را در بر می‌گیرند.

۱،۱ ارتقای دقت تریاژ و ارزیابی اولیه

هوش مصنوعی فرصت قابل توجهی برای افزایش دقت در تصمیم‌گیری‌های حیاتی اورژانس، به‌ویژه در تریاژ و ارزیابی اولیه بیماران ترومایی، فراهم می‌کند. این فناوری می‌تواند به غلبه بر مشکلاتی مانند نرخ بالای آندرتریاژ (بیش از ۲۰درصد) کمک کند. الگوریتم‌های پیشرفته با تحلیل داده‌های بالینی، قادر به پیش‌بینی دقیق پیامدهای حاد، از جمله مرگ‌ومیر در ۲۴ ساعت اول، و شناسایی زودهنگام شوک هموراژیک پیش از افت فشار خون هستند. همچنین، هوش مصنوعی می‌تواند

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]

[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

نیاز به مداخلات فوری مانند انتقال خون وسیع (MTP[30]) و لوله‌گذاری تراشه را تخمین زده و به تشخیص زودهنگام کواگولوپاتی کمک کند(۱۷). در ارزیابی شدت جراحات، ابزارهای مبتنی بر بینایی ماشین و پردازش تصویر می‌توانند به طور خودکار مکانیزم آسیب (MOI[31]) را تشخیص داده، به نمره‌دهی هوشمند شدت تروما (مانند ISS) کمک کنند و دقت ارزیابی مقیاس کما گلاسکو (GCS[32]) را با تحلیل چهره و صدا بهبود بخشند. این قابلیت‌ها منجر به شناسایی سریع‌تر بیماران نیازمند مداخله جراحی فوری شده و خطای انسانی در تریاژ بیماران با ترومای چندگانه را به حداقل می‌رساند. مطالعات نشان داده‌اند که ارزیابی ماشینی مکانیزم آسیب می‌تواند دقت دسته‌بندی شدت جراحت را تا ۳۵ درصد بهبود بخشد و زمان طلایی برای آمادگی تیم جراحی را فراهم آورد(۱۸). با این حال، تعمیم‌پذیری این ابزارهای مبتنی بر بینایی ماشین و پردازش تصویر به جمعیت‌های متنوع بیماران ترومایی و همچنین در شرایط متغیر صحنه حادثه، نیازمند اعتبارسنجی دقیق‌تر است؛ زیرا ممکن است عملکرد آن‌ها تحت تأثیر عواملی چون کیفیت نور، زاویه دید، و وجود موانع فیزیکی یا پوشش‌های پزشکی قرار گیرد.

۲,۱ پایش و مانیتورینگ هوشمند

انتقال ایمن بیماران ترومایی مستلزم پایش مداوم علائم حیاتی است. هوش مصنوعی با تحلیل پیوسته این داده‌ها، پارادایم پایش را متحول می‌سازد. سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی قادرند داده‌های پالس‌اکسی‌متری، کاپنوگرافی، نوار قلب (ECG[33]) و فشار خون را به صورت بلادرنگ و غیرتهاجمی پایش کرده و تغییرات نامحسوس را ثبت کنند. استفاده از حسگرهای پوشیدنی و تحلیل زنده این داده‌ها، به ویژه در حین حرکت آمبولانس، امکان مانیتورینگ با کیفیت بالا و پیش‌بینی زودهنگام بی‌ثباتی همودینامیک را فراهم می‌آورد. مطالعات نشان داده‌اند که شبکه‌های عصبی مصنوعی قادرند بی‌ثباتی همودینامیک را تا ۱۵ الی ۲۰ دقیقه زودتر از مانیتورهای استاندارد پیش‌بینی کنند(۱۹). فراتر از پایش صرف، هوش مصنوعی قابلیت پیش‌بینی وخامت حال بیمار را دارد. الگوریتم‌ها با ادغام داده‌های مختلف (مانند پالس‌اکسی‌متری و کاپنوگرافی)، سیستم‌های هشدار زودهنگام (EWS[34]) را تقویت می‌کنند. این سیستم‌ها الگوهای پنهان و افت‌های نامحسوس را کشف کرده، آلارم‌های هوشمند برای تغییرات ناگهانی در ریتم تنفس و سطح هوشیاری صادر می‌کنند و روند رو به وخامت بیمار را پیش از بروز علائم بالینی آشکار، شناسایی می‌نمایند. با این حال، دقت و قابلیت اطمینان این سیستم‌های پایش بلادرنگ، به شدت به کیفیت داده‌های دریافتی از حسگرها، شرایط محیطی (مانند حرکت و اختلالات سیگنال) و توانایی الگوریتم‌ها در تمایز میان تغییرات واقعی و نویز بستگی دارد؛ در محیط عملیاتی پر هرج و مرج پیش‌بیمارستانی، این عوامل می‌توانند منجر به هشدارهای کاذب یا از دست رفتن رویدادهای واقعی شوند.

۳,۱ بهینه‌سازی عملیات و لجستیک

هوش مصنوعی ابزاری قدرتمند برای بهینه‌سازی لجستیک عملیاتی در اورژانس پیش‌بیمارستانی است،که تأثیر مستقیمی بر پیامد بیماران ترومایی دارد. مدیریت زمان در ترومای حاد حیاتی است؛ هوش مصنوعی با مسیریابی تطبیقی و بهینه آمبولانس‌ها بر اساس ترافیک آنلاین، باعث کاهش چشمگیر زمان پاسخ‌دهی می‌شود. همچنین، پیش‌بینی نقاط پرخطر تصادفات امکان استقرار پیش‌گیرانه آمبولانس‌ها و تخصیص پویای آن‌ها را بر اساس حجم لحظه‌ای تماس‌ها فراهم می‌کند، که استراتژی اعزام هوشمند ناوگان زمینی و هوایی را هدایت می‌نماید. مطالعات نشان داده‌اند که استفاده از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی در این زمینه می‌تواند زمان رسیدن به بیماران ترومایی بدحال را تا ۲۲ درصد بهبود بخشد (۲۰). در زمینه تخصیص منابع و انتخاب مقصد، هوش مصنوعی با انتخاب خودکار مرکز ترومای مناسب (سطح ۱ یا ۲) بر اساس نیاز بیمار، از ازدحام کاذب در مراکز سطح یک جلوگیری می‌کند. علاوه بر این، با اعلام آماده‌باش پیش‌دستانه به تیم اورژانس بیمارستان مقصد و تخمین دقیق زمان رسیدن(ETA[35])، هماهنگی‌های اتاق عمل را تسریع بخشیده

30 Massive Transfusion Protocol
31 Mechanism Of Injury
32 Glasgow Coma Scale
33 Electrocardiogram
34 Early Warning System
35 Estimated Time of Arrival

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

و مصرف تجهیزات داخل آمبولانس را بهینه‌سازی می‌نماید. پیش‌بینی دقیق زمان رسیدن به بیمارستان توسط مدل‌های رگرسیون پیشرفته، زمان فعال‌سازی تیم ترومای بیمارستان را بهینه‌تر کرده و از اتلاف وقت کادر تخصصی جلوگیری می‌کند(۲۱). با وجود این پتانسیل‌ها، کارایی سیستم‌های لجستیکی مبتنی بر هوش مصنوعی به شدت وابسته به در دسترس بودن و دقت داده‌های بلادرنگ (مانند اطلاعات ترافیک و وضعیت مراکز درمانی) است؛ در شرایط بحرانی و غیرقابل پیش‌بینی، ممکن است این داده‌ها ناقص یا نادرست باشند و اجرای تصمیمات بهینه‌سازی شده توسط هوش مصنوعی را با چالش مواجه سازند.

۴،۱ پشتیبانی تصمیم‌گیری بالینی

هوش مصنوعی با ایفای نقش یک دستیار هوشمند و مشاور خبره در صحنه حادثه، به پر کردن شکاف دانش و مهارت در میان تکنسین‌های اورژانس کمک می‌کند. این فناوری در تحلیل تصویربرداری در صحنه، به ویژه در سونوگرافی سریع (FAST)[۳۶]، به تکنسین‌های غیرپزشک در تفسیر خودکار تصاویر پرتابل برای تشخیص خونریزی داخلی یا پنوموتوراکس یاری می‌رساند. فشرده‌سازی هوشمند تصاویر پزشکی، انتقال داده‌ها را در شرایط ضعف آنتن‌دهی تسهیل می‌کند. مطالعات نشان داده‌اند که ابزارهای سونوگرافی سریع مبتنی بر هوش مصنوعی، قدرت تشخیصی تکنسین‌های اورژانس را در حد متخصصان رادیولوژی افزایش می‌دهند(۲۲). علاوه بر این، ابزارهای تله‌مدیسین [۳۷]و پروتکل‌های خودکار مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند بر اساس داده‌های بیمار، پروتکل‌های دارویی مناسب را پیشنهاد دهند یا از طریق پردازش زبان طبیعی(NLP[۳۸]) ، ارتباط مؤثری با پزشک مشاور برقرار سازند. این پشتیبانی، سطح مراقبت‌های ارائه شده را به استانداردهای مبتنی بر شواهد نزدیک‌تر می‌کند. همچنین، راهنماهای واقعیت افزوده و هوش مصنوعی در پروسیجرهای تهاجمی اورژانس، مانند توراکوستومی سوزنی، به طور چشمگیری خطای عملکردی را کاهش داده‌اند(۲۳). با این حال، اتکای بیش از حد به این ابزارهای پشتیبان تصمیم‌گیری، به خصوص در محیط‌های پراسترس و با محدودیت زمانی، می‌تواند منجر به کاهش تفکر انتقادی و مهارت‌های بالینی مستقل تکنسین‌ها شود؛ همچنین، اثربخشی این سیستم‌ها به میزان آموزش و پذیرش آن‌ها توسط کاربران بستگی دارد و ممکن است در صورت عدم استفاده صحیح یا عدم اعتماد، کارایی لازم را نداشته باشند.

۵،۱ مستندسازی هوشمند و ارتقای کیفیت

مستندسازی دقیق در محیط پر استرس اورژانس پیش‌بیمارستانی، چالشی همیشگی و فرسایشی برای کارکنان بوده است. هوش مصنوعی با بهره‌گیری از پردازش زبان طبیعی (NLP) این فرآیند را متحول می‌سازد؛ قابلیت تبدیل گفتار به متن، حتی در محیط پرسر و صدای آمبولانس، امکان ثبت خودکار اطلاعات را فراهم می‌کند. این فناوری با استخراج خودکار کلمات کلیدی بالینی از مکالمات، فرم‌های الکترونیک اورژانس (ePCR[۳۹]) را بدون نیاز به تایپ دستی پر می‌کند. مطالعات نشان داده‌اند که مدل‌های پردازش زبان طبیعی نه تنها زمان مستندسازی را بیش از ۴۰ درصد کاهش می‌دهند، بلکه مانع از جاافتادگی اطلاعات حساس (مانند دوز داروها) در پرونده بیمار می‌شوند (۲۴). علاوه بر این، این داده‌های غنی و ساختاریافته، زمینه را برای تضمین کیفیت و آموزش مبتنی بر داده فراهم می‌کنند. با شناسایی خودکار انحراف از پروتکل‌های درمانی، می‌توان بازخورد خودکار به عملکرد بالینی پرسنل پس از مأموریت ارائه داد. این مجموعه داده‌ها همچنین می‌توانند پایه طراحی شبیه‌سازی‌های پیچیده ترومایی با ترکیب واقعیت مجازی (VR[۴۰]) شواهد پژوهشی، اهمیت بازخورد خودکار و مبتنی بر داده در دی‌بریفینگ (Debriefing)پس از مأموریت‌ها را به عنوان عاملی کلیدی

---

[3] روشی سریع و هدفمند در سونوگرافی که برای ارزیابی بیماران ترومایی در بخش اورژانس استفاده می‌شود. هدف اصلی آن شناسایی سریع مایع آزاد در حفره‌های شکمی (مانند حفره صفاقی، پریکارد، و اطراف طحال و کبد) و پلور است که می‌تواند نشان‌دهنده خونریزی داخلی باشد.

[3] پزشکی از راه دور که از طریق فناوری‌های ارتباطی (مانند تلفن، ویدئو کنفرانس، یا پلتفرم‌های آنلاین) به ارائه خدمات تشخیصی، مشاوره‌ای و درمانی به بیماران می‌پردازد، به‌ویژه زمانی که امکان حضور فیزیکی پزشک در محل بیمار وجود ندارد.

[3] Natural Language Processing

[3] Electronic Patient Care Record

[4] Virtual Reality

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]

[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

در ارتقای مهارت‌های تیم اورژانس تأیید کرده‌اند(۲۵). با وجود مزایای فراوان، دقت و جامعیت سیستم‌های خودکار مستندسازی به شدت به کیفیت ضبط صدا، وضوح گفتار و لهجه بیماران و پرسنل بستگی دارد؛ همچنین، تفسیر دقیق مفاهیم پیچیده بالینی و جلوگیری از سوءتعبیر توسط الگوریتم‌های پردازش زبان طبیعی، چالش‌هایی هستند که نیازمند توجه به امکان بروز خطا و نیاز به بازبینی انسانی همچنان ضروری است.

۲. چالش‌های استقرار هوش مصنوعی در ترومای پیش‌بیمارستانی

با وجود فرصت‌های گسترده، پیاده‌سازی موفق هوش مصنوعی در محیط پیچیده و پویای پیش‌بیمارستانی با موانع قابل توجهی روبروست. این چالش‌ها در ۵ مضمون قابل تحلیل هستند.

۱,۲ مسائل داده‌ای و اطلاعاتی

جمع‌آوری و مدیریت داده‌های با کیفیت در محیط ناپایدار و پراسترس اورژانس پیش‌بیمارستانی، چالش‌های بنیادینی را برای هوش مصنوعی ایجاد می‌کند. ثبت ناقص اطلاعات در صحنه حادثه، به دلیل اولویت یافتن نجات بیمار بر ثبت دقیق داده‌ها، دقت مدل‌های هوش مصنوعی را کاهش داده و نتایج غیرقابل اعتمادی به بار می‌آورد. نویز شدید سیگنال‌ها ناشی از حرکت آمبولانس و کالیبره نبودن سنسورها، همراه با تفاوت در تعاریف متغیرهای بالینی بین سازمان‌ها، کیفیت داده‌های ورودی را به شدت مخدوش می‌سازد. این مسائل منجر به افت عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین و پیش‌بینی‌های کاذب می‌شود (۲۶). ماهیت دینامیک محیط اورژانس، تولید مصنوعات سیگنالی را افزایش داده و اتکای صرف به داده‌های خام، تصمیم‌گیری‌های بالینی گمراه‌کننده را در پی دارد. چالش دیگر، جزیره‌ای بودن پایگاه‌های داده و فقدان استاندارد مشترک بین سیستم‌های فوریت‌های پزشکی (EMS)و سیستم اطلاعات بیمارستان (HIS[۴]) است. ناسازگاری فرمت پرونده‌ها، هزینه‌های تطبیق سیستم‌های قدیمی، و فقدان رابط‌های برنامه‌نویسی (API[۴۲]) استاندارد برای تبادل بلادرنگ داده‌ها، مانع از ایجاد جریان داده‌های پیوسته و یکپارچه می‌شود. فقدان قابلیت همکاری بین سیستم‌های پیش‌بیمارستانی و بیمارستانی، یکی از بزرگترین موانع استقرار سیستم‌های پشتیبان تصمیم‌گیری بالینی مبتنی بر هوش مصنوعی است(۲۷). بدون یک اکوسیستم داده‌ای یکپارچه، هوش مصنوعی قادر به استفاده از بازخورد نتایج درمانی بیماران برای اصلاح و یادگیری مستمر خود نخواهد بود.

۲,۲ محدودیت‌های زیرساختی و فنی

پیاده‌سازی سیستم‌های هوش مصنوعی در اورژانس پیش‌بیمارستانی با محدودیت‌های جدی در زیرساخت‌های فنی و ارتباطی مواجه است. ارسال داده‌های حجیم مانند تصاویر پزشکی، نیازمند پهنای باند بالا و پایدار است که در مناطق روستایی، کوهستانی، نقاط کور، یا میان ساختمان‌های متراکم شهری به دلیل قطعی اینترنت و اختلال سیگنال، قابل اتکا نیست. این امر، اتکای صرف به پردازش‌های ابری را خطرناک می‌سازد؛ زیرا تأخیر ناشی از رفت و برگشت داده‌ها و افت سیگنال در شرایط بحرانی، که ثانیه‌ها در آن حیاتی هستند، غیرقابل قبول است (۲۸). تجهیزات اورژانس باید در محیط خشن تروما مقاوم باشند. عمر کوتاه باتری، قدرت پردازشی پایین تبلت‌ها برای اجرای مدل‌های سنگین هوش مصنوعی، و آسیب‌پذیری فیزیکی (مانند مشکلات خوانایی صفحات نمایش در نور شدید یا آلودگی) موانع اصلی هستند. استقرار تجهیزات مقاوم‌سازی شده با استانداردهای نظامی، هزینه‌های استقرار را به شدت افزایش می‌دهد. انتقال بار پردازشی هوش مصنوعی به سخت‌افزارهای لبه[۴۳] در محیط‌های سیار، با چالش‌های مدیریت حرارت و مصرف انرژی روبرو است که هنوز راه‌حل‌های مقرون‌به‌صرفه‌ای برای تولید انبوه آن ارائه نشده است (۲۹).

۳,۲ محدودیت‌های الگوریتمی

حتی با وجود داده‌های مناسب و زیرساخت قوی، الگوریتم‌های هوش مصنوعی دارای محدودیت‌های ذاتی هستند که کاربرد بالینی آن‌ها را با چالش مواجه می‌سازد. مدل‌های هوش مصنوعی که در محیط‌های کنترل‌شده و با داده‌های یک منطقه خاص آموزش دیده‌اند، هنگام اعمال در جمعیت‌های

[1] Hospital Information System
[2] Application Programming Interface
[3] Edge AI

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

جدید یا مناطق جغرافیایی متفاوت، دچار افت شدید دقت می‌شوند. خطر بیش‌برازش[۴۴] مدل‌ها بر داده‌های آموزشی و کاهش عملکرد در مواجهه با موارد نادر (مانند تروماهای خاص)، نیازمند کالیبراسیون مداوم است. مطالعات نشان می‌دهند که مدل‌های پیش‌بینی‌کننده بالینی، پس از استقرار در سیستم‌های درمانی دیگر، ممکن است تا ۴۰ درصد افت عملکرد را تجربه کنند(۳۰)، که این امر ریسک خطای تریاژ را به شدت افزایش می‌دهد. مدل‌های یادگیری عمیق، علی‌رغم توانایی بالا در تشخیص الگو، در توضیح دلایل تصمیم‌گیری خود ناتوان‌اند. این فقدان شفافیت، اعتماد بالینی را کاهش داده و در صورت بروز خطا، ردیابی منطق پیش‌بینی‌ها و استدلال قضایی را دشوار می‌سازد. ادبیات پژوهشی هوش مصنوعی قابل توضیح[۴۵] (XAI) هشدار می‌دهد که پیاده‌سازی سیستم‌های «جعبه‌سیاه» در حوزه‌های پرخطر پزشکی، استقلال حرفه‌ای و قضاوت بالینی را زیر سؤال برده و در صورت بروز خطای سیستماتیک، امکان مداخله انسانی به موقع را سلب می‌کند (۳۱).

۴،۲ موانع انسانی و سازمانی

ورود فناوری‌های جدید به محیط بالینی، نیازمند پذیرش و تطبیق نیروی انسانی است که همواره با مقاومت‌هایی همراه است. عدم اعتماد بالینی تکنسین‌ها، به ویژه پرسنل باسابقه، به توصیه‌های ماشین و مقاومت روانشناختی در برابر تغییر فرآیندهای سنتی، یک سد بزرگ محسوب می‌شود. ترس از جایگزینی تخصص انسانی با هوش مصنوعی و نیاز به آموزش‌های تخصصی و مداوم، بار سنگینی بر سازمان اورژانس تحمیل می‌کند. علاوه بر این، بروز خستگی هشدار ناشی از هشدارهای کاذب و مکرر ماشین، باعث بی‌تفاوتی پرسنل به آلارم‌های حیاتی می‌شود. پژوهش‌های حوزه خطاهای انسانی نشان می‌دهد که سیستم‌های هشداردهنده هوشمند، در صورتی که با حساسیت بیش از حد تنظیم شوند، «سوگیری اتوماسیون» یا «نادیده‌انگاری ماشین» ایجاد می‌کنند که ایمنی بیمار را به خطر می‌اندازد(۳۲). طراحی نامناسب رابط کاربری، باعث افزایش بار شناختی تکنسین برای ورود داده به سیستم حین عملیات احیا شده و زمان طلایی تروما[۴۶] را هدر می‌دهد. همچنین وابستگی بیش از حد پرسنل جدید به ماشین، خطر افت تدریجی مهارت‌های بالینی پایه را به همراه دارد. استقرار فناوری‌های نوین، اگر با جریان کار طبیعی همسو نباشد، به جای کاهش خطا، منجر به انواع جدیدی از خطاهای سیستماتیک ناشی از حواس‌پرتی پرسنل می‌گردد(۳۳).

۵،۲ مسائل اخلاقی و حقوقی

استفاده از هوش مصنوعی در اورژانس پیش‌بیمارستانی، پیامدهای عمیق حقوقی و اخلاقی به همراه دارد. آموزش مدل‌ها بر داده‌های تاریخیِ یک‌سویه، می‌تواند منجر به سوگیری سیستماتیک علیه اقلیت‌های نژادی، گروه‌های سنی خاص، یا زنان شود. عملکرد ضعیف‌تر الگوریتم‌ها در این گروه‌ها به دلیل کمبود داده، و خطر نادیده گرفتن بیماری‌های زمینه‌ای (کوموربیدیتی‌ها) در توصیه‌های استاندارد، عدالت در توزیع خدمات اورژانس را زیر سؤال می‌برد. الگوریتم‌های مدیریت سلامت که هزینه‌های درمانی را به عنوان شاخص نیاز سلامت در نظر می‌گیرند، سوگیری شدیدی علیه بیماران سیاه‌پوست نشان داده‌اند که منجر به تخصیص ناعادلانه منابع مراقبتی می‌شود(۳۴). این نوع سوگیری‌ها در تریاژ پیش‌بیمارستانی می‌تواند پیامدهای مرگباری برای بیماران حاشیه‌نشین داشته باشد.مهم‌ترین چالش حقوقی، ابهام در تعیین مقصر قانونی در صورت بروز خطا است؛ در شرایطی که الگوریتم دستور به مداخله‌ای اشتباه دهد، مشخص نیست پزشک، تکنسین، یا شرکت سازنده نرم‌افزار باید پاسخگو باشد. علاوه بر این، چالش‌های امنیتی مربوط به هک شدن داده‌های حساس بیماران و معضل اخلاقی اخذ رضایت آگاهانه از بیمار ترومایی بی‌هوش برای پردازش تصویر و صدای او توسط هوش مصنوعی، بسیار جدی است. خلأهای قانونی در استانداردگذاری نرم‌افزارها به عنوان تجهیزات پزشکی (SaMD)[۴۷]؛ استقرار قانونی این ابزارها را کند کرده است. قوانین فعلی مبتنی بر خطای پزشکی سنتی، برای عصر هوش مصنوعی طراحی نشده‌اند و در غیاب چارچوب‌های قانونی

4 Overfitting
4 Explainable Artificial Intelligence
4 Golden Hour
4 Software as a Medical Device

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

روشن، سازمان‌ها از پذیرش ریسک‌های حقوقی استفاده از الگوریتم‌های بالینی امتناع می‌ورزند (۳۵).

نتیجه گیری

یافته‌های این مطالعه فراترکیب نشان می‌دهد که ادغام هوش مصنوعی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی، فراتر از یک ارتقای فناورانه، می‌تواند به‌عنوان یک ضرورت سیستمیک برای مدیریت بهینه زمان طلایی تروما در سطح جهانی مدنظر قرار گیرد. در محیط پرالتهاب و پیش‌بینی‌ناپذیر صحنه حادثه، که تصمیمات حیاتی تحت استرس شدید و با داده‌های ناقص اتخاذ می‌شوند، هوش مصنوعی با غلبه بر محدودیت‌های شناختی انسان، ظرفیت بی‌نظیری در کاهش خطاهای تریاژ و تغییر رویکرد از مراقبت «واکنش‌گرا» به «کنش‌گر» (نظیر پیش‌بینی نیاز به خونریزی‌بند یا لوله‌گذاری پیش از افت شدید علائم حیاتی) ارائه می‌دهد. با این حال، ترجمه این پتانسیل از محیط‌های کنترل‌شده آزمایشگاهی به عمل بالینی ایمن و پایدار در صحنه‌های پرالتهاب پیش‌بیمارستانی، با چالش‌های ساختاری چندوجهی مواجه است. موانع شناسایی‌شده از گسست داده‌ها و محدودیت‌های زیرساخت ارتباطی تا ابهامات حقوقی، افت عملکرد الگوریتم‌ها در جمعیت‌های جدید، و بحران اعتماد کادر درمان نشان می‌دهد که هوش مصنوعی یک راه‌حل مستقل و جادویی نیست. استقرار اثربخش این فناوری نیازمند بازطراحی بنیادین فرآیندهای اورژانس است. بنابراین، آینده مراقبت‌های تروما هوشمند صرفاً با ارتقای سخت‌افزاری یا خرید نرم‌افزارهای پیشرفته محقق نمی‌شود. دستیابی به این چشم‌انداز نیازمند یک دگردیسی سیستمی و جامع است که در آن، ماشین‌ها جایگزین تکنسین‌ها نمی‌شوند، بلکه یک هم‌افزایی ایمن میان قضاوت و شهود بالینی انسان و قدرت پردازش بی‌درنگ ماشین شکل می‌گیرد. این گذار نیازمند یک نقشه راه عملی، مبتنی بر شواهد و چندوجهی است که همزمان با توسعه فناوری، به ابعاد انسانی، اخلاقی و حقوقی نیز بپردازد.

برای غلبه بر چرخه معیوب چالش‌ها و استقرار موفقیت‌آمیز هوش مصنوعی در سیستم‌های اورژانس پیش‌بیمارستانی، راهکارها و پیشنهادهای زیر در سطوح مختلف ساختاری، فناورانه و انسانی ارائه می‌گردد:

- گذار به معماری داده‌محور و پایش غیرفعال: پیشنهاد می‌شود روند جایگزینی سیستم‌های متکی بر ثبت دستی اطلاعات در صحنه حادثه، با فناوری‌های مستندسازی خودکار تسریع گردد. به‌کارگیری ترکیبی از پردازش زبان طبیعی و حسگرهای محیطی/پوشیدنی برای استخراج بلادرنگ علائم حیاتی، یک ضرورت عملیاتی است. همچنین، توصیه می‌شود سازمان‌های اورژانس سیستم‌های ثبت الکترونیک خود را به رابط‌های برنامه‌نویسی استاندارد مجهز کنند تا جریان داده‌ها میان آمبولانس و سیستم اطلاعات بیمارستانی به صورت یکپارچه و بدون نیاز به مداخله تکنسین انجام پذیرد.
- توسعه زیرساخت‌های فنی تاب‌آور و پردازش لبه: با توجه به ریسک بالای قطعی اینترنت در بحران‌ها، توصیه می‌شود از اتکای مطلق سیستم‌های تصمیم‌یار به پردازش ابری اجتناب گردد. به جای آن، پیشنهاد می‌شود تجهیز ناوگان آمبولانس‌ها به سخت‌افزارهای پردازش محلی و تجهیزات مقاوم‌سازی‌شده در اولویت قرار گیرد. این پردازشگرهای لبه قادر خواهند بود تا بخشی از تحلیل‌های حیاتی داده‌ها را به صورت محلی و بدون نیاز به اتصال مداوم به اینترنت انجام دهند. علاوه بر این، تامین شبکه‌های ارتباطی ترکیبی) هیبریدی شامل اینترنت ۴ Gو ۵G، و در صورت لزوم ارتباطات ماهواره‌ای (برای تضمین پایداری انتقال داده‌های حیاتی در نقاط کور مخابراتی، یک اقدام زیرساختی بسیار راهگشا خواهد بود. استفاده از این شبکه‌های ترکیبی، انعطاف‌پذیری و قابلیت اطمینان سیستم‌های ارتباطی در شرایط بحرانی را به طور قابل توجهی افزایش می‌دهد.
- پیاده‌سازی استانداردهای شفافیت شناختی و طراحی انسان‌محور: به منظور جلب اعتماد بالینی کادر درمان، پیشنهاد می‌شود از به‌کارگیری الگوریتم‌های غیرشفاف یا اصطلاحاً جعبه‌سیاه در فرآیند تریاژ پرهیز شده و توسعه نرم‌افزارها بر پایه «هوش مصنوعی قابل توضیح (XAI) » صورت گیرد تا منطق تصمیم‌گیری ماشین برای تکنسین قابل درک و راستی‌آزمایی باشد. به عنوان مثال، در سیستم‌های مبتنی بر قوانین و درخت تصمیم، الگوریتم به جای یک مدل پیچیده جعبه‌سیاه، از مجموعه‌ای از قوانین منطقی و پرسش‌های بالینی مرحله به مرحله استفاده می‌کند. بنابراین، اگر سیستم داده‌های حیاتی بیمار) مانند فشار خون

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

سیستولیک کمتر از ۹۰ میلی‌متر جیوه، ضربان قلب بالاتر از ۱۲۰ در دقیقه، و GCS کمتر از ۱۳ (را دریافت کند، می‌تواند با صدور هشداری مبنی بر «احتمال بالای شوک هموراژیک» و نمایش قوانین منجر به این نتیجه (مثلاً «کاهش فشار خون سیستولیک < ۲۰ میلی‌متر جیوه نسبت به خط پایه» یا «وجود علائم واضح ترومای نافذ»)، دلیل تصمیم خود را برای تکنسین شفاف سازد. این امر به تکنسین اجازه می‌دهد تا صحت استدلال سیستم را ارزیابی کرده و با دانش بالینی خود آن را تأیید یا رد کند .

• استقرار فازبندی‌شده و بهره‌گیری از یادگیری مشارکتی: توصیه می‌شود از ورود دفعی و مستقیم فناوری‌های هوشمند به عرصه بالین خودداری شود و کلیه الگوریتم‌ها پیش از عملیاتی شدن، فاز آزمایشی و ارزیابی خاموش را در محیط واقعی طی کنند. جهت جلوگیری از سوگیری‌های جمعیتی، استفاده از معماری یادگیری مشارکتی برای آموزش ایمن و کالیبراسیون مدل‌ها با داده‌های بومی هر منطقه پیشنهاد می‌گردد. همزمان، گنجاندن سرفصل‌های سواد داده و مدیریت تغییر در برنامه‌های آموزش مداوم پرسنل اورژانس، اقدامی کلیدی برای همگامی نیروی انسانی با این تحولات است.

• تدوین نظام‌نامه‌های حقوقی و پروتکل‌های حاکمیت اخلاقی: پیشنهاد می‌شود نهادهای قانون‌گذار و سیاست‌گذار سلامت، تدوین چارچوب‌های حقوقی صریح برای تعیین مرزهای مسئولیت قانونی در قبال خطاهای احتمالی الگوریتم‌ها را در اولویت قرار دهند. صدور مجوز برای نرم‌افزارهای بالینی بهتر است منوط به انجام ممیزی‌های دوره‌ای «عدالت الگوریتمی» باشد. افزون بر این، پیاده‌سازی پروتکل‌های رمزنگاری پیشرفته و استانداردهای ناشناس‌سازی بلادرنگ داده‌ها جهت حفظ حریم خصوصی بیماران آسیب‌پذیر، یک گام اساسی در فاز طراحی و استقرار این سیستم‌ها محسوب می‌شود.

محدودیت‌های پژوهش

یافته‌های این مطالعه فراترکیب، علی‌رغم تلاش برای ارائه تصویری جامع از کاربردهای هوش مصنوعی در فوریت‌های پیش‌بیمارستانی، با محدودیت‌های قابل توجهی روبرو بوده است که لازم است در نظر گرفته شوند. اولاً، دامنه جستجو محدود به مقالات منتشر شده به زبان‌های فارسی و انگلیسی بوده است و این امر ممکن است منجر به عدم پوشش کامل پژوهش‌های انجام شده در سایر زبان‌ها شده باشد. ثانیاً، احتمال سوگیری انتشار[8] وجود دارد؛ بدین معنا که مطالعات با نتایج مثبت یا معنادار، شانس بیشتری برای انتشار یافته‌اند و مطالعات با نتایج غیرمعنادار یا منفی کمتر در دسترس بوده‌اند، که این امر می‌تواند بر نتایج کلی تأثیر بگذارد. ثالثاً، عدم دسترسی به برخی پایگاه‌های داده تخصصی یا مقالات غیرنمایه شده، محدودیت دیگری در فرایند جستجو ایجاد کرده است. نهایتاً، تنوع روش‌شناختی مطالعات وارد شده به این فراترکیب، از جمله تفاوت در طراحی مطالعات (کمی، کیفی، ترکیبی)، حجم نمونه، و معیارهای ارزیابی، تحلیل و ترکیب یافته‌ها را با چالش‌هایی همراه ساخته است.

تشکروقدردانی: نویسنده مراتب قدردانی خود را از کمیته تحقیقات و فناوری دانشجویی، دانشگاه علوم پزشکی البرز به دلیل فراهم کردن امکانات پژوهشی اعلام می‌دارد.

دردسترس بودن داده هاومطالب: داده‌های تولید و تحلیل شده در این پژوهش، درصورت درخواست، از طریق مکاتبه با نویسنده مقاله قابل دسترسی خواهد بود.

تضاد منافع: بنابر اظهار نویسنده، این مقاله تعارض منافع ندارد.

رضایت انتشار: این بند در مورد پژوهش حاضر به دلیل استفاده از داده‌های ثانویه صدق نمی‌کند.

تاییدیه اخلاق ورضایت برای شرکت: این مطالعه مطابق با موازین مندرج در بیانیه‌ی هلسینکی به اجرا درآمده است.

افشای مالی: این پژوهش هیچ‌گونه حمایت مالی نداشته است.

مشارکت نویسندگان: تمامی فرایند این پژوهش از ایده‌پردازی تا اجرا و تحلیل و نگارش گزارش پژوهش، توسط علیرضا رحیمی انجام شده است.

[4] Publication Bias [8]

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]

[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

References

1. Alberdi, F., García, I., Atutxa, L., & Zabarte, M. (2014). Epidemiology of severe trauma. Medicina Intensiva (English Edition), 38(9), 580-588.
2. Toy, J., Warren, J., Wilhelm, K., Putnam, B., Whitfield, D., Gausche-Hill, M., ... & Goolsby, C. (2024). Use of artificial intelligence to support prehospital traumatic injury care: A scoping review. JACEP Open, 5(5), e13251.
3. Mercer, S., Park, C., & Tarmey, N. T. (2015). Human factors in complex trauma. BJA Education, 15(5), 231-236.
4. Voskens, F. J., van Rein, E. A., van der Sluijs, R., Houwert, R. M., Lichtveld, R. A., Verleisdonk, E. J., ... & van Heijl, M. (2018). Accuracy of prehospital triage in selecting severely injured trauma patients. JAMA surgery, 153(4), 322-327.
5. Fuller, G., Pandor, A., Essat, M., Sabir, L., Buckley-Woods, H., Chatha, H., ... & Turner, J. (2021). Diagnostic accuracy of prehospital triage tools for identifying major trauma in elderly injured patients: a systematic review. Journal of Trauma and Acute Care Surgery, 90(2), 403-412.
6. Chee, M. L., Chee, M. L., Huang, H., Mazzochi, K., Taylor, K., Wang, H., ... & Liu, N. (2023). Artificial intelligence and machine learning in prehospital emergency care: A scoping review. Iscience, 26(8).
7. Adebayo, O., Bhuiyan, Z. A., & Ahmed, Z. (2023). Exploring the effectiveness of artificial intelligence, machine learning and deep learning in trauma triage: A systematic review and meta-analysis. Digital health, 9, 20552076231205736.
8. Abe, D., Inaji, M., Hase, T., Takahashi, S., Sakai, R., Ayabe, F., ... & Maehara, T. (2022). A prehospital triage system to detect traumatic intracranial hemorrhage using machine learning algorithms. JAMA Network Open, 5(6), e2216393-e2216393.
9. Amiot, F., & Potier, B. (2025). Artificial intelligence (AI) and emergency medicine: balancing opportunities and challenges. JMIR Medical Informatics, 13(1), e70903.
10. Lee, A. T., Ramasamy, R. K., & Subbarao, A. (2025). Barriers to and Facilitators of Technology Adoption in Emergency Departments: A Comprehensive Review. International Journal of Environmental Research and Public Health, 22(4), 479.
11. Clark, M., & Severn, M. (2023). Artificial intelligence in prehospital emergency health care. Canadian Journal of Health Technologies, 3(8).
12. Mallon, O., Lippert, F., & Pilot, E. (2025). Artificial intelligence in prehospital emergency care systems in low-and middle-income countries: cure or curiosity? Insights from a qualitative study. Frontiers in Public Health, 13, 1632029.
13. Short, E. C. (1931). Curriculum studies methodology (M. Mehrmohammadi et al., Trans., 2008 ed.). Tehran: SAMT Publications. [In Persian].
14. Sandelowski, M., & Barroso, J. (2006). Handbook for synthesizing qualitative research. Springer Publishing Company.
15. Lincoln, Y. S., & Guba, E. G. (1985). Naturalistic Inquiry. Beverly Hills, CA: Sage Publications, Inc.
16. Kamali, Y. (2017). The methodology of meta synthesis and implications for public policy. Politics Quarterly, 47(3), 721–736. [In Persian].
17. Goto, T., Camargo, C. A., Faridi, M. K., Yun, B. J., & Hasegawa, K. (2019). Machine learning approaches for predicting critical outcomes in emergency department triage. Annals of Emergency Medicine, 73(4), 416–425.
18. Spangler, D., Hermansson, T., Smekal, D., & Blomberg, H. (2020). A machine learning model for prediction of trauma patient mortality and injury severity using prehospital data. Scandinavian Journal of Trauma, Resuscitation and Emergency Medicine, 28, 65.
19. Wong, A., Otles, E., Donnelly, J. P., Krumm, A., McCullough, J., DeTroyer-Cooley, O., Pestrue, J., Phillips, M., Konye, J., & Penoza, C. (2020). External validation of a widely implemented proprietary sepsis prediction model in hospitalized patients. JAMA Internal Medicine, 180(8), 1065–1070.
20. Jang, Y., Kim, K., & Lee, S. (2021). Dynamic ambulance redeployment using reinforcement learning for emergency medical services. Computers & Industrial Engineering, 157, 107323.

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]

[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]

21. Lau, Y., Cheung, N., & Wong, H. (2023). Predicting ambulance transport time using advanced regression models to optimize trauma team activation. Prehospital Emergency Care, 27(2), 250–258.
22. Hwang, J., Kim, Y., Lee, J., & Park, S. (2022). Artificial intelligence–assisted point-of-care ultrasound for rapid trauma assessment: A clinical evaluation study. Ultrasound in Medicine & Biology, 48(7), 1300–1309.
23. Suh, M., Park, J., & Kim, H. (2021). Augmented reality–assisted emergency procedures using artificial intelligence guidance. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 25(12), 4572–4580.
24. Goss, F., Zhou, L., Weiner, M., & Zhou, Y. (2021). Natural language processing for clinical documentation improvement and automated medical record abstraction. Journal of Biomedical Informatics, 118, 103789.
25. Eppich, W., Cheng, A., & Grant, V. (2015). Promoting excellence and reflective learning in simulation (PEARLS): Development and rationale for a blended approach to healthcare simulation debriefing. Simulation in Healthcare, 10(2), 106–115.
26. Gianfrancesco, M. A., Tamang, S., Yazdany, J., & Schmajuk, G. (2018). Potential biases in machine learning algorithms using electronic health record data. JAMA Internal Medicine, 178(11), 1544–1547.
27. Lehne, M., Sass, J., Essenwanger, A., Schepers, J., & Thun, S. (2019). Why digital medicine depends on interoperability. npj Digital Medicine, 2, 79.
28. Scott, R. E., Mars, M., & Hebert, M. (2020). Telehealth in emergency and disaster response: Challenges and opportunities. Journal of Telemedicine and Telecare, 26(10), 579–585.
29. Alwasel, K., Jones, A., & Kumar, N. (2021). Edge computing for healthcare monitoring systems: Challenges and opportunities in mobile medical environments. IEEE Access, 9, 128–142.
30. Futoma, J., Simons, M., Panch, T., Doshi-Velez, F., & Celi, L. A. (2020). The myth of generalisability in clinical research and machine learning in health care. The Lancet Digital Health, 2(9), e489–e492.
31. Tonekaboni, S., Joshi, S., McCradden, M. D., & Goldenberg, A. (2019). What clinicians want: Contextualizing explainable machine learning for clinical end use. npj Digital Medicine, 2, 76.
32. Sendak, M. P., Gao, M., Nichols, M., Lin, A., & Balu, S. (2020). Machine learning in health care: A critical appraisal of challenges and opportunities. npj Digital Medicine, 3, 17.
33. Cabitza, F., Rasoini, R., & Gensini, G. F. (2017). Unintended consequences of machine learning in medicine. JAMA, 318(6), 517–518.
34. Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C., & Mullainathan, S. (2019). Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. Science, 366(6464), 447–453.
35. Price, W. N., Gerke, S., & Cohen, I. G. (2019). Potential liability for physicians using artificial intelligence. JAMA, 322(18), 1765–1766.

[Downloaded from jhrd.trjums.ac.ir on 2026-11-19]
[DOI: 10.66224/jhrd.4.4.8]