

# هوش مصنوعی در بیهوشی: ارتقای پیش‌بینی پیرامون عمل و کمک‌های پروسیجرال – یک مرور نظام‌مند

پریسا اکبرپور<sup>۱</sup>  
سیامک نظری<sup>۱</sup>  
الناز جلال‌کمالی<sup>۲</sup>  
پریناز جلال‌کمالی<sup>۲</sup>  
شهنام صدیق معروفی<sup>۴</sup>  
پریسا مرادی‌مجد<sup>۴</sup>  
اعظم ساعی<sup>۴،۵</sup>

۱. گروه بیهوشی، دانشکده پیراپزشکی، دانشگاه علوم پزشکی جهرم، جهرم، ایران
۲. گروه بیهوشی، دانشکده پیراپزشکی، دانشگاه علوم پزشکی ایران، تهران، ایران
۳. گروه بیهوشی، دانشکده پیراپزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کرمان، کرمان، ایران
۴. گروه بیهوشی، مرکز تحقیقات علوم پایه، دانشکده علوم پیراپزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کاشان، کاشان، ایران
۵. مرکز تحقیقات تروما در عملیات پلیس، معاونت سلامت، نجات و درمان، فرماندهی انتظامی، تهران، ایران.

## چکیده:

**زمینه:** هوش مصنوعی و یادگیری ماشین با ارائه پیش‌بینی و پشتیبانی تصمیم مبتنی بر داده، به سرعت در حال دگرگونی تصمیم‌گیری‌های پیرامونی هستند و ممکن است عوارض مرتبط با بیهوشی را کاهش دهند. علیرغم پیشرفت‌های امیدوارکننده، تبدیل این فناوری به مراقبت روتین بیهوشی به دلیل شکاف‌های روش‌شناختی، اعتبارسنجی و اجرایی، همچنان محدود است.

**اهداف:** این مرور، کاربردهای هوش مصنوعی در بیهوشی را با تمرکز بر پیش‌بینی عوارض پیرامونی و کمک‌های پروسیجرال مبتنی بر هوش مصنوعی ارزیابی کرده و موانع اجرای آن‌ها را شناسایی می‌کند.

**روش‌ها:** یک جستجوی نظام‌مند در پایگاه‌های پاب‌مد، ام‌بیس، وب آو ساینس، ککران CENTRAL، آی‌تریپل‌ای اکسپلور و گوگل اسکالر از ژانویه ۲۰۱۵ تا مارس ۲۰۲۵ انجام شد تا مطالعات ارزیابی‌کننده مدل‌های هوش مصنوعی یا یادگیری ماشین اعمال‌شده بر مراقبت حین عمل، مدیریت راه‌هوایی یا پیش‌بینی رویدادهای مرتبط با بیهوشی شناسایی شوند. غربالگری، استخراج داده و ارزیابی کیفیت توسط دو بازبین انجام شد. خطر سوگیری و قابلیت کاربرد با استفاده از PROBAST برای مطالعات مدل‌سازی پیش‌بینی و RoB 2 / ROBINS-I برای مطالعات تصادفی‌سازی شده و غیرتصادفی ارزیابی شد. در صورت مناسب بودن، برآوردهای اثر و شاخص‌های افتراق با استفاده از متاآنالیز مدل اثرات تصادفی تلفیق شدند.

**یافته‌ها:** جستجو ۱۲۷۶ رکورد یافت؛ پس از حذف ۳۵۶ مورد تکراری و رد ۸۲۳ مورد در مرحله غربالگری، ۹۷ متن کامل

ارزیابی و ۲۱ مطالعه (با حجم نمونه از ۵۶۸ نفر در کارآزمایی‌های تصادفی‌سازی شده تا بیش از ۵۰۰۰۰ مورد در مدل‌های پیش‌بینی) معیارهای ورود را داشتند. کاربردهای هوش مصنوعی شامل پیش‌بینی هیپوتانسیون حین عمل، هیپوکسمی و تهوع و استفراغ پس از عمل (PONV)، و همچنین ارزیابی راه هوایی دشوار، لوله‌گذاری تراشه با کمک رباتیک و بلوک‌های ناحیه‌ای تحت هدایت سونوگرافی بود. متاآنالیزها نشان‌دهنده قدرت افتراق خوب برای هیپوتانسیون ( $AUROC=0.81$ ) و هیپوکسمی ( $AUROC=0.81$ ) بودند، در حالی که پیش‌بینی PONV بهینه نبود ( $AUROC=0.68$ ). معماری‌های یادگیری عمیق (مانند شبکه‌های کانولوشنی مانند انواع VGG) قوی‌ترین عملکرد را در پیش‌بینی راه هوایی دشوار داشتند ( $AUROC$  تلفیقی  $\approx 0.84$ ). فناوری‌های پروسیجرال (لوله‌گذاری با کمک رباتیک و بلوک‌های عصبی هدایت‌شده با هوش مصنوعی) در شبیه‌سازی و سری‌های بالینی اولیه نرخ موفقیت بالایی ( $>90\%$ ) نشان دادند.

**نتیجه‌گیری:** هوش مصنوعی از طریق بهبود پیش‌بینی خطر و کمک‌های پروسیجرال، وعده ارتقای ایمنی بیمار در بیهوشی را می‌دهد. شواهد کنونی با محدودیت‌هایی مانند حجم نمونه کوچک، روش‌های ناهمگن، اعتبارسنجی خارجی محدود و گزارش‌دهی متغیر مواجه است. برای تسریع پذیرش، کارهای آتی باید بر اعتبارسنجی چندمرکزی، کارآزمایی‌های تأثیر و هزینه-اثربخشی، گزارش‌دهی استاندارد، حاکمیت شفاف مدل، و چارچوب‌های اخلاقی و نظارتی روشن شامل رضایت آگاهانه و مدیریت داده تمرکز کنند.

**کلید واژه‌ها:** هوش مصنوعی؛ بیهوشی؛ مراقبت پیرامونی؛ مدیریت راه هوایی؛ یادگیری ماشین؛ ایمنی بیمار

## مقدمه

با این حال، پذیرش هوش مصنوعی در پزشکی پیرامونی با موانعی مانند مسائل کیفیت داده، فقدان اعتبارسنجی خارجی، مشکلات تفسیرپذیری و عدم قطعیت‌های نظارتی محدود شده است (۶،۷). ارزیابی نظام‌مند شواهد برای اجرای ایمن آن حیاتی است. این مرور به ارزیابی هوش مصنوعی در بیهوشی، برجسته‌سازی شکاف‌ها و پیشنهاد راهبردهایی برای پذیرش آن می‌پردازد.

## روش‌ها

۲.۱ راهبرد جستجو: این مرور از دستورالعمل‌های PRIS-MA ۲۰۲۰ پیروی کرد (۸). شش پایگاه داده (پاب‌مد، ام‌بیس، وب آو ساینس، ککران CENTRAL، آی‌تریپل‌ای

هوش مصنوعی در حال دگرگونی نظام سلامت از طریق مدل‌سازی مبتنی بر داده است که امکان پیش‌بینی خطر در زمان واقعی و پشتیبانی تصمیم را فراهم می‌آورد (۱). در بیهوشی، مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی هیپوتانسیون حین عمل، هیپوکسمی و عوارض پس از عمل، و همچنین هدایت وظایف پیچیده‌ای مانند لوله‌گذاری و انجام بلوک‌های ناحیه‌ای توسعه یافته‌اند (۲،۳).

پیشرفت‌ها در یادگیری عمیق، شامل شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNNs) و شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNNs)، استخراج خودکار ویژگی از سیگنال‌های فیزیولوژیک و تصاویر را ممکن ساخته و دقت را فراتر از مدل‌های آماری مرسوم بهبود می‌بخشد (۴،۵).

غربالگری عنوان و چکیده حذف شدند. متعاقباً، ۹۷ مقاله متن کامل به تفصیل بررسی و ۲۱ مطالعه معیارهای ورود را داشتند (جدول ۱). مطالعات وارد شده از نظر حجم نمونه متفاوت بودند، از ۵۶۸ شرکت‌کننده در کارآزمایی‌های تصادفی‌سازی شده تا بیش از ۵۰۰۰۰ مورد در مطالعات مدل‌سازی پیش‌بینی (شکل ۱). هفده مطالعه از مجموعه داده‌های گذشته‌نگر استفاده کرده بودند؛ چهار مطالعه شامل اعتبارسنجی آینده‌نگر بودند.

۳.۲ مدل‌سازی پیش‌بینی: الگوریتم‌های هوش مصنوعی قدرت افتراق قوی برای پیش‌بینی هیپوتانسیون حین عمل نشان دادند، با AUROC تلفیقی = ۰.۸۱ (فاصله اطمینان ۰.۷۷-۰.۸۵) (۱۲-۱۴). مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق از روش‌های رگرسیون لجستیک و گرادیان بوستینگ بهتر عمل کردند (۱۵). به طور مشابه، پیش‌بینی هیپوکسمی میانگین  $AUROC = 0.81$  را در سه مطالعه داشت (۱۶، ۱۷). در مقابل، پیش‌بینی PONV متوسط باقی ماند ( $AUROC \approx 0.68$ ) (۱۸، ۱۹). ممکن است برای بهبود دقت، ادغام داده‌های ژنتیکی، روان‌شناختی و فارماکولوژیک مورد نیاز باشد.

۳.۳ کمک‌های راه‌هوایی و پروسیجرال: چهار مطالعه، هوش مصنوعی را برای پیش‌بینی راه‌هوایی دشوار با استفاده از تصویربرداری چهره و راه‌هوایی ارزیابی کردند. معماری‌های مبتنی بر CNN مانند EfficientNet، VGG19 و Res-Net-50 به AUROC تلفیقی  $\approx 0.84$  دست یافتند (۲۰-۲۲). دو سیستم رباتیک، لوله‌گذاری خودکار یا نیمه‌خودکار تراشه را در مانیکن و سری‌های بالینی محدود نشان دادند و نرخ موفقیت  $> 90\%$  را کسب کردند (۲۳، ۲۴). سه مطالعه، سونوگرافی کمک‌شده با هوش مصنوعی را برای بیهوشی ناحیه‌ای بررسی کردند که بهبود تفسیر تصویر و موفقیت بلوک را گزارش دادند (۲۵-۲۷).

اکسپلور، گوگل اسکالر) از ژانویه ۲۰۱۵ تا مارس ۲۰۲۵ با ترکیب واژگان کلیدی زیر جستجو شدند: («هوش مصنوعی» OR «یادگیری ماشین» OR «یادگیری عمیق» AND «بیهوشی» OR «بیهوشی‌شناسی» OR «پیرامونی» OR «مدیریت راه‌هوایی»). فهرست منابع مطالعات بازیابی‌شده نیز بررسی شد.

۲.۲ معیارهای ورود: مطالعاتی که معیارهای زیر را داشتند، وارد شدند:

- پژوهش اصلی که هوش مصنوعی/یادگیری ماشین را در بیهوشی به کار گرفته باشد؛
- مدل‌سازی پیش‌بینی پیامدهای پیرامونی یا کمک پروسیجرال؛
- زبان انگلیسی؛
- داده کافی برای استخراج معیارهای عملکردی (مانند AUROC).

مرورها، سرمقاله‌ها و چکیده‌های کنفرانس‌ها حذف شدند. ۲.۳ استخراج داده و ارزیابی کیفیت: دو بازبین مستقل، ویژگی‌های مطالعه، حجم نمونه، روش‌شناسی هوش مصنوعی، پیامد هدف، نوع اعتبارسنجی و معیارهای عملکرد را استخراج کردند. کیفیت روش‌شناختی با استفاده از PROBAST (۹) برای مدل‌های پیش‌بینی و RoB ۲ (۱۰) یا ROBINS-I (۱۱) برای کارآزمایی‌ها ارزیابی شد. ۲.۴ تحلیل آماری: زمانی که  $3 \times 3$  مدل قابل مقایسه، یک پیامد مشابه را پیش‌بینی می‌کردند، مقادیر AUROC تلفیقی با استفاده از متآنالیز اثرات تصادفی (روش درسیمونیان-لیرد) محاسبه شد. ناهمگونی با استفاده از آماره  $I^2$  ارزیابی گردید.

## یافته‌ها

۳.۱ ویژگی‌های مطالعات: در مجموع ۱۲۷۶ مطالعه در ابتدا از طریق جستجوی پایگاه‌های داده شناسایی شد. پس از حذف ۳۵۶ رکورد تکراری، ۸۲۳ مقاله در مرحله

## بحث

تحلیل تأثیر بالینی را حذف کرده‌اند (۳۴،۳۵). تفسیرپذیری و قابلیت فهم مدل نیز حیاتی است، زیرا بیهوش‌شناسان باید توصیه‌های هوش مصنوعی را در محیط‌های پرریسک درک کنند (۳۶). مسائل اخلاقی شامل حریم خصوصی داده‌ها، کاهش سوگیری و پاسخگویی، باید قبل از استقرار به طور نظام‌مند مورد توجه قرار گیرند (۳۷-۳۹).

پژوهش‌های آتی باید بر مجموعه داده‌های چندمرکزی، گزارش‌دهی استاندارد (مانند TRI-CONSORT-AI و POD-AI)، کارآزمایی‌های هزینه-اثربخشی و چارچوب‌های حاکمیت شفاف تمرکز کنند (۴۰-۴۲).

## نتیجه‌گیری

هوش مصنوعی می‌تواند به میزان قابل توجهی پیش‌بینی پیرامونی و ایمنی پروسیجرال را در بیهوشی ارتقا دهد. مدل‌های یادگیری عمیق برای ناپایداری همودینامیک و ارزیابی راه هوایی، دقت عالی نشان می‌دهند، در حالی که سیستم‌های پروسیجرال هدایت‌شده با هوش مصنوعی، امکان‌سنجی خود را در شبیه‌سازی و کارآزمایی‌های اولیه نشان داده‌اند.

با این حال، اعتبارسنجی قوی چندمرکزی، ارزیابی تأثیر و نظارت اخلاقی، پیش‌نیازهای ترجمه ایمن بالینی هستند.

## تشکر و قدردانی

نویسندگان صمیمانه از تلاش‌های جمعی تیم پژوهشی در انجام جستجوی ادبیات، استخراج داده و تحلیل قدردانی می‌کنند. تمام مراحل این مرور نظام‌مند به طور مستقل توسط نویسندگان و بدون حمایت مالی یا نهادی خارجی انجام شده است. نویسندگان همچنین از پژوهشگران مطالعات اصلی که کار آنها پایه این مرور را تشکیل داده است، تشکر می‌کنند.

این مرور نظام‌مند نشان می‌دهد که هوش مصنوعی پتانسیل قابل توجهی برای ارتقای پیش‌بینی پیرامون عمل و کمک به پروسیجرهای بیهوشی دارد. مدل‌های پیش‌بینی برای هیپوتانسیون و هیپوکسمی حین عمل به طور مداوم دقت بالا ( $AUROC > 0.80$ ) نشان می‌دهند که نشان‌دهنده آمادگی برای استفاده بالینی پایلوت است (۱۲-۱۷). با این حال، تعمیم‌پذیری به دلیل داده‌های تک‌مرکزی، فقدان اعتبارسنجی استاندارد و گزارش‌دهی متغیر، محدود باقی می‌ماند (۲۸).

قدرت روش‌شناختی بیشتر در مدل‌های یادگیری عمیقی مشاهده می‌شود که روی مجموعه داده‌های بزرگ شکل موج از خطوط شریانی و پالس اکسیمتری آموزش دیده‌اند (۲۹). این سیستم‌ها ممکن است امکان هشدارهای زمان واقعی قبل از تخریب فیزیولوژیک را فراهم کرده و آگاهی موقعیتی بیهوش‌شناسان را بهبود بخشند (۳۰).

مدیریت راه هوایی مبتنی بر هوش مصنوعی نیز امیدوارکننده است. تحلیل بینایی کامپیوتری تصاویر چهره و راه هوایی، از نمرات مرسوم مثل مالمپاتی یا فاصله تیرومنتال بهتر عمل می‌کند (۲۰-۲۲، ۳۱). سیستم‌های لوله‌گذاری با کمک رباتیک که یادگیری تقویتی و بازخورد لمسی را ادغام می‌کنند، نمایانگر نوآوری‌های اولیه اما بالقوه دگرگون‌ساز هستند (۲۳، ۲۴، ۳۲).

در بیهوشی ناحیه‌ای، مدل‌های CNN می‌توانند به طور خودکار اعصاب هدف را در تصاویر سونوگرافی شناسایی کنند، نرخ موفقیت را بهبود بخشند و زمان انجام پروسیجر را کاهش دهند (۲۵-۲۷). یکپارچه‌سازی هوش مصنوعی در دستگاه‌های سونوگرافی ممکن است آموزش افراد مبتدی و ایمنی بیمار را ارتقا دهد (۳۳).

با این وجود، شکاف‌های ترجمه‌ای مهمی باقی می‌ماند. اکثر مطالعات گذشته‌نگر هستند، فاقد اعتبارسنجی خارجی بوده و

## جدول ۱: خلاصه نتایج کلیدی

|                                                                                                                                                          |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| پیامد / کاربرد تعداد مطالعات AUROC تلفیقی (فاصله اطمینان ۹۵٪ در صورت موجود بودن) یافته‌های کلیدی / عملکرد منابع                                          |
| پیش‌بینی هیپوتانسیون حین عمل ۳-۴ ۰.۸۱ (۰.۷۷-۰.۸۵) قدرت افتراق قوی؛ شبکه‌های عصبی عمیق از رگرسیون لجستیک و گرادیان بوستینگ بهتر عمل کردند. (۱۲-۱۵)        |
| پیش‌بینی هیپوکسمی ۳ ۰.۸۱ قدرت افتراق خوب؛ مبتنی بر مدل‌های یادگیری ماشین تفسیرپذیر و یادگیری عمیق. (۱۶، ۱۷)                                              |
| پیش‌بینی تهوع و استفراغ پس از عمل (PONV ۳-۲۰٪) عملکرد متوسط / زیربهبود؛ ممکن است نیاز به ادغام داده‌های ژنتیکی/روان‌شناختی باشد. (۱۸، ۱۹)                |
| پیش‌بینی راه هوایی دشوار (با تصویربرداری) ۴ ۰.۸۴ (۰.۸۰-۰.۸۸) مانند CNN (ResNet-، EfficientNet، VGG19) (۲۰-۲۲) قوی‌ترین عملکرد را نشان دادند.             |
| لوله‌گذاری تراشه با کمک رباتیک ۲ N/A (نرخ موفقیت < ۹۰٪) موفقیت بالا در مانیکن و سری‌های بالینی محدود؛ از یادگیری تقویتی استفاده می‌کند. (۲۳، ۲۴)         |
| سونوگرافی کمک‌شده با هوش مصنوعی برای بلوک‌های ناحیه‌ای ۳ N/A (نرخ موفقیت بهبودیافته) تفسیر تصویر و موفقیت بلوک بهبود یافت؛ CNN برای شناسایی عصب. (۲۵-۲۷) |

## منابع:

1. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. Nat Med. 2019;25(1):44-56.
2. Hashimoto DA, et al. Artificial intelligence in anesthesiology: current techniques, clinical applications, and limitations. Anesthesiology. 2020;132(2):379-394.
3. Bilgic E, et al. Artificial intelligence applications in anesthesiology. Can J Anaesth. 2022;69(3):300-312.
4. Lundberg SM, et al. Explainable machine-learning predictions for the prevention of hypoxemia during surgery. Nat Biomed Eng. 2018;2(10):749-760.
5. Lee CK, et al. Prediction of intraoperative hypotension using deep learning. Anesth Analg. 2020;130(5):1185-1192.
6. Parsa A, et al. Ethical and legal challenges of artificial intelligence in anesthesiology. Br J Anaesth. 2023;131(1):65-77.
7. Ghassemi M, et al. A review of challenges and opportunities in machine learning for health. JAMA

Netw Open. 2021;4(7):e2110187.

8. Page MJ, et al. The PRISMA 2020 statement. *BMJ*. 2021;372:n71.

9. Wolff RF, et al. PROBAST: a tool for assessing risk of bias in prediction model studies. *Ann Intern Med*. 2019;170(1):51–58.

10. Sterne JAC, et al. RoB 2: a revised tool for randomized trials. *BMJ*. 2019;366:l4898.

11. Sterne JAC, et al. ROBINS-I: bias in non-randomized studies. *BMJ*. 2016;355:i4919.

12. Lee CK, et al. Deep-learning prediction of hypotension. *Anesth Analg*. 2020;130(5):1185–1192.

13. Hatib F, et al. Machine-learning algorithm for predicting intraoperative hypotension. *Anesthesiology*. 2018;129(4):663–674.

14. Wu M, et al. Prediction of intraoperative hypotension using physiological data and ML. *Front Med*. 2023;10:1105973.

15. Kim Y, et al. Gradient boosting vs neural networks in hemodynamic prediction. *J Clin Monit Comput*. 2022;36(5):1231–1241.

16. Lundberg SM, et al. Explainable ML for hypoxemia. *Nat Biomed Eng*. 2018;2(10):749–760.

17. Yoon S, et al. Deep-learning model for hypoxemia prediction. *Anesth Analg*. 2021;133(2):340–349.

18. Wang L, et al. AI-based prediction of postoperative nausea and vomiting. *Front Anesthesiol*. 2023;2:1175432.

19. Park J, et al. Machine-learning model for PONV risk prediction. *Anesth Analg*. 2022;135(3):605–614.

20. Xu X, et al. CNN-based difficult airway prediction using facial images. *Anesthesiology*. 2021;134(5):747–758.

21. Lee JH, et al. Deep-learning approach for difficult airway assessment. *BMC Anesthesiol*. 2023;23(1):76.

22. Kim SH, et al. EfficientNet-based difficult airway prediction. *Comput Biol Med*. 2024;172:108573.

23. Yang G, et al. A robotic system for autonomous intubation. *Sci Transl Med*. 2020;12(563):eaay5171.

24. Tang R, et al. Clinical evaluation of robotic-assisted intubation. *Front Robot AI*. 2024;11:1321579.

25. Bowness JS, et al. AI-assisted ultrasound for regional anesthesia. *Br J Anaesth*. 2022;129(6):1031–1042.

26. Gofeld M, et al. Machine vision in ultrasound-guided nerve blocks. *Reg Anesth Pain Med*. 2023;48(3):165–172.

27. Zhao Y, et al. Deep learning for peripheral nerve identification. *J Clin Anesth*. 2024;88:111214.

28. Kwon JM, et al. Pitfalls of AI model generalization in perioperative care. *Anesth Analg*. 2023;136(4):864–872.

29. Lee H, et al. Multimodal waveform modeling for intraoperative event prediction. *Front Digit Health*. 2023;5:1112235.

30. Eshraghian EA, et al. AI for physiological trend monitoring in anesthesia. *BJA Open*. 2024;6(2):100157.

31. Nakai T, et al. Combining AI and clinical scoring for airway prediction. *Anesth Analg*. 2023;137(4):904–

911.

32. Zhang Y, et al. Reinforcement learning for robotic intubation control. *IEEE Trans Med Robot Bionics*. 2022;4(3):656–664.
33. Wu Y, et al. AI-enhanced ultrasound training for anesthesiology residents. *Med Educ Online*. 2024;29(1):2297471.
34. El-Boghdady M, et al. Quality of AI studies in perioperative medicine. *J Clin Monit Comput*. 2023;37(2):451–462.
35. Yang S, et al. External validation challenges in anesthesia AI. *Anesthesiology*. 2024;140(2):315–326.
36. Rajpurkar P, et al. Explainable AI in clinical practice. *Nat Rev Clin Oncol*. 2022;19(12):750–760.
37. Gerke S, et al. Ethical and legal implications of AI in healthcare. *Health Aff*. 2020;39(5):693–699.
38. Floridi L, et al. Principles of AI ethics in medicine. *Nat Med*. 2021;27(8):1328–1333.
39. Yu KH, et al. Trustworthy AI for healthcare. *Nat Med*. 2022;28(11):2259–2266.
40. Liu X, et al. Reporting guidelines for AI in clinical trials (CONSORT-AI). *Nat Med*. 2020;26(9):1364–1374.
41. Collins GS, et al. TRIPOD-AI: transparent reporting of prediction models. *BMJ*. 2023;380:e072949.
42. Clifton DA, et al. Future directions of AI in anesthesiology. *Br J Anaesth*. 2025;134(1):10–21.