

نقش هوش مصنوعی در رویکرد تشخیصی و درمانی سل: از شک بالینی تا تصمیم گیری درمانی

رهام بنی فضل^۱، آمیتیس رمضانی^{۲،۳*}، مینو محرز^۴، علی اکبر ولایتی^۵

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر - گرایش شبکه، دانشگاه آزاد تهران شمال

^۲ بخش تحقیقات بالینی انستیتو پاستور ایران

^۳ انجمن علمی متخصصین بیماری های عفونی و گرمسیری ایران

^۴ دانشگاه علوم پزشکی تهران

^۵ بیمارستان مسیح دانشوری، دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی

نشانی برای مکاتبه: ramezaniamitis@gmail.com

*نویسنده مسئول: دکتر آمیتیس رمضانی

پذیرش برای چاپ: تابستان ۱۴۰۴

دریافت مقاله: بهار ۱۴۰۴

چکیده

سابقه و هدف: سل (*Tuberculosis*; TB) همچنان یکی از مهم ترین بیماری های عفونی در جهان است و با وجود پیشرفت های قابل توجه در تشخیص و درمان، تأخیر در تشخیص، دشواری تشخیص در برخی گروه های پرخطر، مقاومت دارویی و محدودیت دسترسی به امکانات تشخیصی از چالش های اصلی کنترل آن محسوب می شوند. در سال های اخیر، هوش مصنوعی (*Artificial Intelligence*; AI)، به عنوان ابزاری نوین برای بهبود مراحل مختلف مدیریت سل مورد توجه قرار گرفته است. هدف این مقاله بررسی نقش هوش مصنوعی در یک مسیر یکپارچه تشخیصی و درمانی سل، از افزایش یا کاهش احتمال شک بالینی و غربالگری تا تشخیص، ارزیابی مقاومت دارویی، تصمیم گیری درمانی و پایش پاسخ به درمان می باشد.

روش کار: در این مقاله مروری، کاربردهای هوش مصنوعی در مراحل مختلف رویکرد بالینی به سل بررسی شده است. شواهد موجود در زمینه استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در تحلیل تصاویر قفسه سینه، غربالگری و تریاژ سل، تفسیر داده های بالینی، آزمایشگاهی و مولکولی، پیش بینی مقاومت دارویی، ارزیابی پاسخ به درمان و پیش بینی پیامدهای بالینی مورد توجه قرار گرفته اند.

یافته ها: شواهد موجود نشان می دهد که هوش مصنوعی می تواند در مراحل مختلف مسیر تشخیصی و درمانی سل مورد استفاده قرار گیرد. در مرحله غربالگری، سامانه های تشخیص به کمک رایانه (*Computer-Aided Detection*; CAD) قادرند با تحلیل خودکار رادیوگرافی قفسه سینه، افراد مشکوک را شناسایی و برای انجام آزمایش های تشخیصی تکمیلی اولویت بندی کنند؛ به طوری که سازمان جهانی بهداشت استفاده از برخی از این سامانه ها برای غربالگری و تریاژ سل روی در افراد ۱۵ سال و بالاتر را پذیرفته است. الگوریتم های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق همچنین در ترکیب علائم و یافته های بالینی، اطلاعات اپیدمیولوژیک، نتایج آزمایشگاهی و داده های تصویربرداری برای برآورد احتمال ابتلا به سل و بهبود تصمیم گیری تشخیصی موثر هستند. در زمینه تشخیص مولکولی و مقاومت دارویی نیز مدل های مبتنی بر AI برای شناسایی الگوهای مقاومت و پیش بینی احتمال مقاومت به داروهای ضد سل در حال توسعه هستند. علاوه بر این، کاربردهای AI در پیش بینی پاسخ به درمان، شناسایی بیماران در معرض خطر پیامدهای نامطلوب، پیش بینی شکست درمان و عود بیماری و کمک به پایش روند درمان مورد توجه قرار گرفته است.

نتیجه گیری: در مجموع، شواهد موجود نشان می دهد کاربردهای AI در حال حاضر از نظر توسعه و کاربرد بالینی، در زمینه تحلیل تصاویر قفسه سینه و حمایت از غربالگری و تریاژ سل، پیشرفته تر هستند، در حالی که کاربردهای آن در پیش بینی مقاومت دارویی، انتخاب و پایش درمان و پیش بینی پیامدهای بالینی همچنان عمدتاً در مرحله توسعه و اعتبارسنجی قرار دارند. بهر حال هوش مصنوعی این ظرفیت را دارد که از یک ابزار تشخیصی منفرد فراتر رفته و به عنوان یک فناوری مکمل در سراسر مسیر بالینی سل، از افزایش دقت شک اولیه و غربالگری تا تصمیم گیری درمانی و پایش بیمار، مورد استفاده قرار گیرد. با این حال، ادغام ایمن و مؤثر این فناوری در طبابت مستلزم اعتبارسنجی خارجی در جمعیت ها و محیط های مختلف، توجه به تفسیرپذیری و حفظ نقش قضاوت بالینی پزشک در تصمیم گیری نهایی است.

کلیدواژه ها: سل؛ هوش مصنوعی؛ یادگیری ماشین؛ یادگیری عمیق؛ تشخیص به کمک رایانه؛ رادیوگرافی قفسه سینه؛ مقاومت دارویی؛ تصمیم گیری بالینی

مقدمه

سل یکی از قدیمی ترین بیماری های عفونی شناخته شده بشر است، اما همچنان یک چالش مهم برای نظام سلامت در سراسر جهان محسوب می شود. عامل اصلی بیماری، باکتری *Mycobacterium tuberculosis* است که عمدتاً ریه ها را درگیر می کند، اگرچه می تواند تقریباً هر اندام دیگری را نیز تحت تأثیر قرار دهد. بر اساس گزارش جهانی سل سازمان جهانی بهداشت، در سال ۲۰۲۴ حدود ۱۰.۷ میلیون نفر در سراسر جهان به سل مبتلا شدند و حدود ۱.۲۳ میلیون نفر در اثر این بیماری جان خود را از دست دادند (۱). همچنین سل همچنان مهم ترین علت مرگ ناشی از یک عامل عفونی منفرد در جهان محسوب می شود (۱).

اهمیت سل تنها به تعداد موارد و مرگ و میر آن محدود نمی شود. مقاومت دارویی، به ویژه سل مقاوم به ریفامپیسین و سل چنددارویی مقاوم multidrug-resistant or rifampicin-resistant tuberculosis; MDR/RR-(TB)، پیچیدگی مدیریت بیماران را افزایش داده است. در نتیجه، مدیریت موفق سل نیازمند تشخیص سریع، شناسایی مقاومت دارویی و انتخاب رژیم درمانی مناسب است.

رویکرد کلاسیک به بیمار مشکوک به سل معمولاً با ارزیابی علائم، عوامل خطر، معاینه بالینی، تصویربرداری قفسه سینه (chest X ray; CXR) و آزمایش های میکروبیولوژیک یا مولکولی آغاز می شود. سازمان جهانی بهداشت در راهنماهای جدید خود استفاده از آزمایش های مولکولی سریع را در مسیر تشخیصی سل مورد تأکید قرار داده است (۲). با وجود این، در بسیاری از مناطق، کمبود نیروی متخصص، دسترسی محدود به آزمایشگاه های پیشرفته، حجم بالای بیماران و دشواری تفسیر تصاویر پزشکی می تواند موجب تأخیر در تشخیص شود. در این زمینه، هوش مصنوعی می تواند به عنوان یک فناوری مکمل در مراحل مختلف رویکرد تشخیصی و درمانی سل به کار رود و نباید صرفاً به عنوان ابزاری برای تشخیص سل از روی تصاویر رادیولوژیک در نظر گرفته شود، بلکه می توان از ظرفیت های آن در یک زنجیره پیوسته تصمیم گیری پزشکی، از افزایش یا کاهش شک بالینی و غربالگری اولیه، تا کمک به تشخیص سل و مقاومت دارویی، انتخاب رژیم درمانی مناسب و پایش پاسخ به درمان، بهره گرفت (۳،۴). بر این اساس، هدف این مقاله بررسی جایگاه و کاربردهای بالقوه هوش مصنوعی در رویکرد تشخیصی و درمانی سل و تبیین فرصت ها،

محدودیت ها و چالش های استفاده از این فناوری در مسیر تصمیم گیری بالینی است همچنین هوش مصنوعی را در یک زنجیره کامل تصمیم گیری پزشکی، از شک بالینی تا انتخاب و پایش درمان، بررسی می نماید.

مفهوم هوش مصنوعی در مدیریت سل

هوش مصنوعی مجموعه ای از روش های محاسباتی است که به سیستم ها امکان انجام وظایفی مانند تشخیص الگو، طبقه بندی، پیش بینی و تصمیم یاری را می دهد. در مدیریت سل، مهم ترین زیرشاخه های AI عبارتند از یادگیری ماشین (Machine Learning; ML)، یادگیری عمیق (Deep Learning; DL)، شبکه های عصبی کانولوشنی (Convolutional Neural Networks)، پردازش زبان طبیعی (Natural Language Processing)، هوش مصنوعی قابل تفسیر (Explainable AI) و تحلیل پیش بینی کننده (Predictive Analytics).

در مدل یادگیری ماشین، الگوریتم با استفاده از داده های قبلی آموزش داده می شود و سپس برای پیش بینی وضعیت بیماران جدید مورد استفاده قرار می گیرد. برای مثال، اگر داده های هزاران بیمار شامل علائم، CXR، نتایج آزمایشگاهی و نتیجه نهایی تشخیص سل در اختیار الگوریتم قرار گیرد، مدل می تواند الگوهایی را پیدا کند که ارتباط میان این متغیرها و احتمال سل را نشان دهند. در یادگیری عمیق، به خصوص شبکه های عصبی کانولوشنی، مدل قادر است ویژگی های پیچیده تصاویر را به صورت خودکار استخراج کند. این ویژگی سبب شده که یادگیری عمیق در تحلیل تصاویر قفسه سینه به یکی از مهم ترین حوزه های AI در سل تبدیل شود (۳،۴).

جایگاه هوش مصنوعی در مسیر بالینی بیمار

مبتلا به سل

نقش AI در سل را می توان در قالب یک مسیر بالینی چندمرحله ای در نظر گرفت که از بروز علائم یا عوامل خطر در بیمار آغاز می شود، با افزایش یا کاهش احتمال اولیه سل ادامه می یابد، به غربالگری با CXR همراه یا بدون CAD می رسد، تصمیم برای انجام آزمایش مولکولی را در پی دارد، به تشخیص قطعی سل و سپس تشخیص مقاومت دارویی منتهی می شود، و در نهایت به انتخاب رژیم درمانی، پایش پاسخ به درمان و پیش بینی پیامد و عود ختم می شود. در این مسیر،

یک فناوری با کاربرد بالینی و جایگاه مشخص در سیاست گذاری سلامت تبدیل شده است.

CAD چگونه تصویر قفسه سینه را تحلیل

می کند؟

در سیستم های جدید CAD، معمولاً از مدل های یادگیری عمیق استفاده می شود. فرآیند کلی شامل پیش پردازش تصویر CXR، استخراج ویژگی ها توسط شبکه عصبی، تشخیص الگوهای غیرطبیعی، محاسبه امتیاز TB score و مقایسه آن با یک آستانه از پیش تعیین شده است؛ در صورتی که این امتیاز از آستانه فراتر رود، بیمار برای انجام تست تشخیصی تکمیلی ارجاع داده می شود (۷، ۸).

در بسیاری از سامانه ها، خروجی AI یک تشخیص قطعی نیست؛ بلکه یک امتیاز احتمال یا abnormality score است (۹). این مسئله اهمیت زیادی دارد، زیرا اگر امتیاز از یک آستانه مشخص بالاتر باشد، بیمار می تواند برای آزمایش مولکولی مورد بررسی قرار گیرد. بنابراین، AI در اینجا نقش یک ابزار تریاژ (Triage Tool) دارد، نه یک ابزار تشخیص قطعی (۱۰).

شواهد مربوط به عملکرد AI در CXR

مرورهای نظام مند متعددی عملکرد AI در تشخیص سل با CXR را بررسی کرده اند. یک مرور نظام مند شامل ۴۷ مطالعه نشان داد که یادگیری عمیق در این حوزه بیشتر از روش های کلاسیک یادگیری ماشین استفاده قرار کرده و شبکه های عصبی کانولوشنی رایج ترین روش مورد استفاده بودند؛ در این مرور، شبکه هایی مانند VGG، ResNet و AlexNet در مطالعات مختلف به کار رفته بودند. یافته های این مرور نظام مند، پتانسیل بالای هر دو رویکرد یادگیری ماشین و یادگیری عمیق را برای تشخیص سل با استفاده از تصاویر رادیوگرافی قفسه سینه تأیید می کنند (۳).

یک مطالعه جدیدتر که مطالعات منتشر شده تا پایان سال ۲۰۲۴ را بررسی کرده بود، عملکرد پنج نرم افزار AI برای تحلیل CXR را مقایسه کرد. حساسیت گزارش شده برای سامانه های مورد بررسی حدود ۸۶ تا ۹۱ درصد و ویژگی حدود ۵۹ تا ۸۰ درصد بود؛ این اختلاف نشان می دهد که عملکرد AI به نرم افزارهای مورد بررسی و محیط استفاده وابسته است (۴).

پیشرفته تر است؛ در حالی که استفاده از AI برای انتخاب مستقیم رژیم دارویی هنوز بیشتر در حوزه پژوهش و تصمیم یاری بالینی قرار دارد (۵).

AI و افزایش شک بالینی به سل

اولین مرحله در تشخیص سل، ایجاد شک بالینی است. علائمی مانند سرفه طولانی مدت، تب، تعریق شبانه، کاهش وزن، خلط، هموپتیزی و ضعف و بی حالی می توانند احتمال سل را افزایش دهند، اما هیچ یک از این علائم به تنهایی اختصاصی سل نیستند. AI می تواند با ترکیب اطلاعات بیمار به ایجاد یک امتیاز خطر (Risk Score) کمک کند. برای مثال، یک مدل می تواند همزمان متغیرهایی نظیر سن، مدت سرفه، کاهش وزن، تماس با بیمار مبتلا به سل، سابقه سل، HIV، دیابت، وضعیت ایمنی، محل زندگی، سابقه مهاجرت یا سفر، نتایج آزمایشات اولیه و علائم حیاتی را تحلیل نماید. خروجی مدل می تواند احتمال پیش آزمون ابتلا به سل را تخمین بزند. با این حال، این خروجی نباید جایگزین ارزیابی پزشک شود؛ بلکه می تواند به تعیین اولویت بیمار برای بررسی های بیشتر کمک نماید (۶).

هوش مصنوعی در غربالگری سل

یکی از مهم ترین کاربردهای عملی AI در سل، غربالگری جمعیت های در معرض خطر است. رادیوگرافی قفسه سینه سال هاست که برای شناسایی ناهنجاری های مشکوک به سل مورد استفاده قرار می گیرد، اما تفسیر CXR به مهارت فرد تفسیرکننده وابسته است و اختلاف بین خوانندگان نیز وجود دارد.

سیستم های CAD با استفاده از الگوریتم های هوش مصنوعی می توانند تصویر دیجیتال CXR را تحلیل کرده و امتیازی برای احتمال وجود ناهنجاری سازگار با سل ایجاد کنند. سازمان جهانی بهداشت از سال ۲۰۲۱ استفاده از CAD را به عنوان جایگزینی برای تفسیر انسانی CXR در غربالگری و تریاژ سل ریوی در افراد ۱۵ سال و بالاتر توصیه کرده است (۷، ۸). در سال ۲۰۲۵ نیز WHO پس از ارزیابی مستقل مدل های موجود، اعلام کرد که شش نرم افزار CAD، معیارهای عملکردی مورد نظر آن سازمان برای غربالگری سل در افراد ۱۵ سال و بالاتر را برآورده کرده اند (۸). این مسئله نشان می دهد که AI در این بخش، از مرحله صرفاً پژوهشی عبور کرده و به

ویژگی تقریبی	حساسیت تقریبی	سامانه
٪۸۰	٪۸۶	JF CXR-۱
٪۶۴	٪۹۰	qXR
٪۶۳	٪۹۰	Lunit INSIGHT CXR
٪۶۰	٪۹۱	CAD+TB
٪۵۹	٪۸۹	InferRead DR Chest

این اعداد به این مفهوم نیستند که هر یک از این سیستم‌ها در هر بیمارستان دقیقاً همین عملکرد را خواهد داشت. WHO نیز تأکید کرده که عملکرد CAD می‌تواند بین جمعیت‌ها و محیط‌های مختلف، متفاوت باشد و آستانه تصمیم‌گیری باید متناسب با محیط مورد استفاده کالیبره شود (۳). همچنین استفاده از AI در CXR نباید معادل «تشخیص قطعی سل» در نظر گرفته شود. CXR می‌تواند شواهدی از ناهنجاری ریوی ارائه کند، اما بسیاری از بیماری‌های دیگر از جمله پنومونی، سرطان ریه، عفونت‌های قارچی، بیماری‌های بینابینی ریه، اسکارهای قدیمی و بیماری‌های التهابی می‌توانند تصاویر مشابهی ایجاد نمایند. به همین دلیل، AI-CAD معمولاً باید به‌عنوان ابزار غربالگری و تریاژ در نظر گرفته شود، نه ابزار تشخیص قطعی. WHO نیز تأکید نموده که CAD برای تفسیر CXR و شناسایی احتمال سل کاربرد دارد و پس از غربالگری، افراد مشکوک باید وارد مسیر تشخیصی مناسب شوند (۷،۸).

ارتباط AI با آزمایش‌های مولکولی

یکی از مهم‌ترین نقاط اتصال AI به پزشکی بالینی این است که AI قادر است به شناسایی بیمارانی کمک کند که نیاز به انجام سریع‌تر آزمایش‌های مولکولی دارند. بر اساس راهنمای WHO، تست‌هایی مانند Xpert و Xpert MTB/RIF و GeneXpert Ultra با استفاده از فناوری PCR و بر بستر Mycobacterium شناسایی امکان complex tuberculosis و به‌طور همزمان بررسی مقاومت به ریفامپین را فراهم می‌کنند (۲).

آزمایش‌های مولکولی مانند Xpert و Xpert MTB/RIF و Ultra از روش‌های سریع تشخیص سل هستند و DNA میکوباکتریوم توپرکلوزیس را در نمونه‌های بالینی شناسایی می‌کنند. این آزمون‌ها علاوه بر تشخیص عفونت با M.

tuberculosis، امکان شناسایی مقاومت به ریفامپین را نیز فراهم می‌نماید. Xpert Ultra نسخه جدیدتر و حساس‌تر این فناوری است که طبق راهنمای فعلی WHO به‌عنوان آزمون اولیه ترجیحی توصیه می‌شود؛ این آزمون به‌ویژه در نمونه‌هایی با بار باکتریایی پایین عملکرد بهتری دارد، هرچند معرفی نتیجه "trace" در آن که فاقد اطلاعات مقاومت دارویی و گاه ناشی از DNA غیرزنده در بیماران با سابقه درمان است نیازمند تفسیر بالینی دقیق‌تر است. هر چند، Xpert MTB/RIF و Xpert Ultra قادر به تعیین کامل الگوی مقاومت دارویی نیستند و نتیجه مقاومت به ریفامپین به‌تنهایی معادل تشخیص مقاومت همزمان به ریفامپین و ایزونازید یا MDR-TB نیست با این حال، با توجه به هم‌پوشانی بالای این دو مقاومت (بیش از ٪۹۰ موارد)، WHO تشخیص RR-TB را برای شروع تجربی رژیم درمانی خط دوم کافی می‌داند. با این حال، برای بیمارانی که نیاز به تعیین دقیق‌تر و گسترده تر الگوی مقاومت دارند، استفاده از آزمون‌های تکمیلی ضروری است. این آزمون‌ها شامل Xpert MTB/XDR، آزمون‌های مولکولی با قابلیت شناسایی مقاومت به ایزونازید و داروهای خط دوم، و در موارد مناسب روش‌های تعیین حساسیت دارویی یا توالی‌یابی هدفمند نسل جدید (targeted NGS) می‌باشند.

در الگوریتم پیشنهادی، بیمار با علائم مشکوک ابتدا با CXR و کمک AI ارزیابی می‌شود؛ در صورت TB score بالا، آزمایش Xpert Ultra برای تأیید یا رد سل و بررسی مقاومت دارویی انجام می‌گیرد. لازم به ذکر است نتیجه منفی Xpert، به‌ویژه در بیماری پاسباسیلر یا خارج‌ریوی، رد قطعی سل نیست و در موارد با احتمال بالینی بالا کشت همچنان ضروری است. در این ساختار، AI جایگزین تست

مولکولی نمی‌شود؛ بلکه به انتخاب بیمارانی که باید سریع‌تر آزمایش مولکولی انجام دهند کمک می‌نماید.

فصلنامه بیماری‌های عفونی و گرمسیری، سال سی ام، شماره ۱۰۹

رهام بنی فضل و همکاران

CDSS: Support System) عمل کند. برای مثال، سیستم می‌تواند اطلاعات بیمار را دریافت کرده و نکاتی مانند احتمال

بالای مقاومت دارویی، وجود سابقه درمان قبلی، لزوم بررسی بیشتر برخی گزینه‌های درمانی به دلیل وضعیت بالینی بیمار، و افزایش احتمال عارضه دارویی را برای پزشک خلاصه و برجسته نماید. این مدل استفاده از AI از نظر بالینی مناسب‌تر از حالتی است که الگوریتم به‌تنهایی نسخه دارویی تولید کند (۱۴).

AI در پیش‌بینی پاسخ به درمان

یکی از حوزه‌های جذاب پژوهشی، استفاده از AI برای پیش‌بینی اثربخشی درمان است. در درمان سل، صرفاً شروع دارو کافی نیست؛ بلکه پاسخ بیمار به درمان مهم است. یک مرور سال ۲۰۲۴ درباره کاربرد بالینی AI در پیش‌بینی اثربخشی درمان سل ریوی نشان داد که روش‌های مختلف AI برای پیش‌بینی مدت درمان، عوارض دارویی، پیامد درمان و مقاومت دارویی مورد بررسی قرار گرفته‌اند (۱۵). در این مطالعات، الگوریتم‌هایی مانند ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine)، شبکه عصبی کانولوشنی، Random Forest، شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) و درخت طبقه‌بندی و رگرسیون (Classification and Regression Tree) مورد استفاده قرار گرفتند (۱۵). این کاربرد می‌تواند در آینده به سمت پایش درمانی شخصی‌سازی‌شده (Personalized Treatment) و Monitoring حرکت نماید.

پیش‌بینی عوارض دارویی

داروهای ضد سل می‌توانند عوارض مختلفی ایجاد کنند. AI می‌تواند با استفاده از اطلاعات بیمار، شامل سن، عملکرد کبد، عملکرد کلیه، داروهای همزمان، بیماری‌های زمینه‌ای و سابقه عوارض دارویی، احتمال بروز برخی عوارض را تخمین بزند. برای مثال، یک مدل می‌تواند بیمارانی را که احتمال بیشتری برای بروز عارضه دارند شناسایی کند تا پایش دقیق‌تری برای آنها در نظر گرفته شود (۱۶). البته چنین مدلی باید پیش از استفاده بالینی گسترده، در جمعیت‌های مستقل اعتبارسنجی شود.

AI و پایش پاسخ درمانی از طریق رادیوگرافی

یکی دیگر از کاربردهای آینده‌دار، مقایسه تصاویر CXR یا CT اسکن در طول درمان است. AI می‌تواند تصویر CXR بیمار

AI و تشخیص مقاومت دارویی

مقاومت دارویی یکی از مهم‌ترین چالش‌های درمان سل است. تشخیص اینکه سویه *M. tuberculosis* به چه داروهایی حساس یا مقاوم است، برای انتخاب درمان اهمیت حیاتی دارد. هوش مصنوعی می‌تواند از دو مسیر وارد این حوزه شود.

در مسیر نخست، مبتنی بر داده‌های بالینی، مدل می‌تواند اطلاعاتی مانند سابقه درمان قبلی، سابقه تماس، سن، محل جغرافیایی، سابقه شکست درمان، نتایج قبلی تست حساسیت دارویی (Drug Susceptibility Testing; DST) و سابقه MDR-TB را برای پیش‌بینی احتمال مقاومت دارویی تحلیل کند. در مسیر دوم، مبتنی بر تحلیل داده‌های ژنومی، AI می‌تواند داده‌های ژنتیکی *M. tuberculosis* را تحلیل کرده و ارتباط جهش‌های ژنی با مقاومت دارویی را پیش‌بینی نماید. این حوزه می‌تواند در آینده به سمت هوش مصنوعی ژنومی و پزشکی دقیق در سل حرکت کند (۱۱).

شواهد جدید درباره یادگیری ماشین و مقاومت

دارویی

یک مرور نظام‌مند و متاآنالیز منتشرشده در سال ۲۰۲۵، ۲۶ مطالعه شامل ۳۵,۴۷۲ شرکت‌کننده را در زمینه استفاده از یادگیری ماشین برای تشخیص یا پیش‌بینی سل مقاوم به دارو بررسی کرد (۱۲). در این مطالعه، مدل‌های مورد استفاده برای تشخیص مقاومت دارویی عملکرد بهتری از مدل‌های صرفاً پیش‌بینی‌کننده داشتند (۱۲). این نتایج نشان می‌دهد که AI می‌تواند در آینده بخشی از سامانه‌های تصمیم‌یار مربوط به مقاومت دارویی باشد؛ با این حال، برای تصمیم درمانی نهایی، نتایج آزمایش‌های معتبر حساسیت دارویی و راهنماهای درمانی همچنان اهمیت اساسی دارند.

AI و انتخاب درمان

درمان سل برخلاف بسیاری از بیماری‌ها معمولاً شامل ترکیبی از چند دارو و یک دوره درمان نسبتاً طولانی است. انتخاب رژیم درمانی به عواملی مانند الگوی حساسیت و مقاومت دارویی، وجود سل مقاوم به چند دارو یا مقاوم به ریفامپیسین (multidrug-resistant or rifampicin-resistant tuberculosis; MDR/RR-TB)، بیماری‌های همراه، عفونت HIV، عملکرد کبد و کلیه، سن، بارداری و سابقه درمان قبلی بستگی دارد (۱۳). در این شرایط، AI می‌تواند به‌عنوان یک سامانه تصمیم‌یار بالینی (Clinical Decision

در شروع درمان را با تصویر چند هفته یا چند ماه بعد مقایسه نماید و تغییرات تصویری را کمی سازی کرده و تغییرات حجم فصلنامه بیماری های عفونی و گرمسیری ، سال سی ام ، شماره ۱۰۹ نقش هوش مصنوعی در رویکرد تشخیصی

یکی از جذاب ترین مسیرهای آینده، استفاده از مدل های چندوجهی است که همزمان داده های بالینی، CXR، داده های آزمایشگاهی، داده های مولکولی، داده های ژنومی و سابقه درمان را تحلیل کرده و در قالب یک سامانه تصمیم یار یکپارچه به کار می گیرند. چنین سیستمی می تواند تصویری جامع تر از وضعیت بیمار ارائه کند؛ در نتیجه، AI می تواند از یک مدل صرفاً تصویری به یک سیستم چندوجهی (Multimodal AI System) تبدیل شود که اطلاعات حاصل از منابع مختلف بالینی را به صورت یکپارچه تحلیل می کند (۱۹).

پزشکی دقیق در سل

ترکیب هوش مصنوعی با داده های چندوجهی می تواند زمینه ساز توسعه پزشکی دقیق (Precision Medicine) در سل باشد. در این رویکرد، به جای اتکا صرف به الگوریتم های درمانی استاندارد، ویژگی های فردی بیمار، از جمله اطلاعات بالینی، سابقه درمان، الگوی مقاومت دارویی، داده های آزمایشگاهی، تصویربرداری و در صورت دسترسی، اطلاعات ژنومی، در تصمیم گیری درمانی مورد توجه قرار می گیرد. برای مثال، بیماری با سویه حساس به دارو، بدون بیماری زمینه ای و با پاسخ مناسب به درمان، از نظر پیش آگهی و نیازهای درمانی با بیماری که سابقه درمان قبلی، احتمال مقاومت دارویی، بیماری کبدی و خطر بالاتر عوارض دارویی دارد، تفاوت اساسی دارد. مدل های هوش مصنوعی می توانند با ادغام این داده ها، به برآورد خطر پیامد نامطلوب و شناسایی الگوهای مرتبط با پاسخ درمانی کمک کرده و در آینده از تصمیم گیری درمانی فردمحور حمایت کنند (۲۰).

می نماید (۱۷). این رویکرد می تواند به ارزیابی روند بیماری کمک کند.

استفاده از CT اسکن و یادگیری عمیق

اگرچه CXR از نظر هزینه و دسترسی برای غربالگری بسیار مهم است، CT اسکن اطلاعات تصویری بسیار بیشتری ارائه می دهد. مدل های یادگیری عمیق می توانند ویژگی های پیچیده ای را در CT اسکن شناسایی کنند، از جمله شناسایی ضایعات، تفکیک ضایعات فعال از اسکارهای قدیمی، ارزیابی حفره ها، بررسی درگیری لنفاوی، ارزیابی شدت بیماری و پایش تغییرات در طول درمان (۱۷).

AI و پاتولوژی سل

یکی دیگر از حوزه های تحقیقاتی، استفاده از الگوریتم های بینایی ماشین (Computer Vision) برای بررسی تصاویر میکروسکوپی است. در روش رنگ آمیزی زیل-نیلسن (Ziehl-Neelsen)، شناسایی باسیل های اسیدفست زمان بر و به مهارت فرد وابسته است. الگوریتم های بینایی ماشین می توانند تصویر اسلاید را دریافت کرده، نواحی مشکوک را شناسایی و باسیل های احتمالی را مشخص کنند و شمارش خودکار انجام دهند. یک مرور نظام مند در سال ۲۰۲۴، سی مطالعه مربوط به روش های یادگیری ماشین برای شناسایی سل در تصاویر رنگ آمیزی زیل-نیلسن را بررسی کرد (۱۸). این فناوری می تواند به خصوص در محیط هایی که تعداد نمونه های آزمایشگاهی زیاد و نیروی متخصص محدود است، ارزشمند باشد.

مدل چندوجهی برای مدیریت سل

جدول کاربردهای AI در مسیر مدیریت سل

خروجی احتمالی	نقش AI	داده ورودی	مرحله
احتمال سل	پیش بینی خطر	علائم و عوامل خطر	شک بالینی
TB score	CAD	CXR	غربالگری
احتمال بیماری	ترکیب داده ها	CXR + آزمایش	تشخیص
احتمال مقاومت	یادگیری ماشین	داده های بالینی/ژنتیکی	مقاومت
پیشنهاد های تصمیم یار	CDSS	مشخصات بیمار	درمان
ارزیابی پاسخ	تشخیص الگو	CXR/CT/آزمایش	پایش
ریسک عارضه	پیش بینی	آزمایش و سابقه	عوارض
احتمال پیامد	مدل پیش بینی	داده های بالینی	پیش آگهی

خطر عود	یادگیری ماشین	سابقه و داده‌های طولی	عود
---------	---------------	-----------------------	-----

محدودیت ها و چالش ها: اهمیت اعتبارسنجی خارجی

یکی از مهم ترین چالش های کاربرد هوش مصنوعی در پزشکی، وابستگی عملکرد مدل به کیفیت، حجم و تنوع داده های آموزشی است. مدلی که عمدتاً بر اساس تصاویر یک کشور، یک دستگاه تصویربرداری یا یک جمعیت خاص آموزش یافته باشد، ممکن است هنگام استفاده در جمعیتی با ویژگی های متفاوت، عملکرد مشابهی نداشته باشد (۲۱). این پدیده که با عنوان **تغییر دامنه (domain shift)** شناخته می شود، در مطالعات هوش مصنوعی مرتبط با سل اهمیت ویژه ای دارد. در یک مرور نظام مند منتشر شده در سال ۲۰۲۵، از میان ۱۵۲ مطالعه بررسی شده، تنها یک مطالعه به طور مشخص **domain shift** را ارزیابی کرده بود (۲۲). این یافته نشان می دهد که هنوز فاصله قابل توجهی میان عملکرد گزارش شده یک مدل در محیط پژوهشی و قابلیت اعتماد آن در **practice** بالینی وجود دارد.

علاوه بر **domain shift**، سوگیری داده ها (**data bias**) نیز می تواند موجب تفاوت عملکرد الگوریتم در گروه های مختلف بیماران شود. تفاوت در شیوع بیماری، ویژگی های جمعیتی، کیفیت تصاویر و شرایط اپیدمیولوژیک می تواند بر دقت مدل و حتی بر آستانه مناسب برای تصمیم گیری بالینی تأثیر بگذارد. از این رو، عملکرد مطلوب یک مدل در یک مجموعه داده لزوماً به معنای قابلیت تعمیم آن به سایر جمعیت ها و محیط های بالینی نیست (۲۲).

در مورد **مدل های زبانی بزرگ (large language models; LLM)**، علاوه بر چالش های مربوط به داده و تعمیم پذیری، پدیده **hallucination** نیز اهمیت دارد؛ به این معنا که مدل ممکن است اطلاعاتی را با ظاهری کاملاً معتبر و قانع کننده تولید کند که از نظر علمی نادرست یا فاقد پشتوانه معتبر باشد. در بیماری های عفونی، چنین خطایی می تواند پیامدهای بالینی مهمی داشته باشد و به توصیه نامناسب درباره انتخاب آنتی بیوتیک، دوز دارو یا حتی تأخیر در شروع درمان منجر شود (۲۳، ۲۴).

یکی دیگر از محدودیت های مهم مطالعات **AI**، ارزیابی مدل بر روی همان داده هایی است که برای توسعه آن استفاده شده اند یا استفاده ناکافی از مجموعه های مستقل برای ارزیابی عملکرد است؛ رویکردی که می تواند منجر به برآورد بیش از حد عملکرد واقعی مدل شود. بنابراین، ارزیابی یک مدل قابل اعتماد باید یک فرایند مرحله ای باشد که از توسعه مدل بر اساس داده های آموزشی و اعتبارسنجی درونی آغاز شود و سپس با اعتبارسنجی خارجی در

جمعیت ها و مراکز مستقل، اعتبارسنجی بالینی آینده نگر و در نهایت ارزیابی در شرایط واقعی و پس از پیاده سازی ادامه یابد. در حوزه سل، اهمیت این فرایند دوچندان است، زیرا مرورهای موجود نشان می دهند که بخش قابل توجهی از مطالعات بر توسعه و گزارش عملکرد اولیه مدل ها متمرکز بوده اند و شواهد حاصل از اعتبارسنجی بالینی و ارزیابی در دنیای واقعی همچنان محدود است. (۲۲)

هوش مصنوعی قابل تفسیر

وقتی یک مدل احتمال ابتلا به سل را برای بیماری مشخص، برای نمونه ۹۱ درصد، اعلام می کند، پزشک طبیعتاً می خواهد بداند این پیش بینی بر چه اساسی صورت گرفته است. هوش مصنوعی قابل تفسیر (**Explainable AI**) می تواند به این نیاز پاسخ دهد و نشان دهد که کدام عامل، از جمله الگوی **CXR**، ضایعه آپیکال، وجود حفره، سابقه تماس، کاهش وزن یا یافته آزمایشگاهی، بیشترین تأثیر را بر پیش بینی مدل داشته اند (۲۵). برای مثال، در مدل های مبتنی بر داده های بالینی، روش هایی مانند **SHAP** می توانند سهم نسبی متغیرهایی مانند سابقه تماس، کاهش وزن یا یافته های آزمایشگاهی را در پیش بینی مدل نشان دهند؛ در حالی که روش هایی مانند **Grad-CAM** می توانند در مدل های تصویری، نواحی از تصویر قفسه سینه را که بیشترین نقش را در تصمیم مدل داشته اند، مشخص نمایند. مطالعات انجام شده در زمینه تشخیص سل با **CXR** نیز استفاده از **Grad-CAM** را برای افزایش قابلیت تفسیر مدل های تصویری نشان داده اند. اهمیت این موضوع تنها به درک عملکرد الگوریتم محدود نمی شود؛ شواهد نشان می دهد نوع توضیح ارائه شده توسط **AI** می تواند بر عملکرد تشخیصی و میزان اعتماد پزشکان به توصیه مدل تأثیر بگذارد. بنابراین، قابلیت تفسیر می تواند یکی از اجزای مهم در پذیرش مسئولانه و استفاده ایمن از **AI** در پزشکی باشد (۲۶).

خطر مثبت کاذب و منفی کاذب

هیچ مدل هوش مصنوعی کاملاً بدون خطا نیست. در حالت مثبت کاذب (**False Positive**)، مدل، بیمار را مشکوک به سل اعلام می کند در حالی که بیمار واقعاً مبتلا به سل نیست؛ پیامد این حالت می تواند شامل تعداد بیشتر آزمایشات، هزینه بیشتر، اضطراب بیمار و استفاده غیرضروری از منابع باشد. در حالت منفی کاذب (**False Negative**)، مدل بیمار را کم خطر اعلام می نماید در حالی که بیمار واقعاً مسلول است؛ این حالت می تواند خطرناک تر باشد، زیرا ممکن است موجب تأخیر در تشخیص و

سازمان دهی و به پزشک در مرور تشخیص افتراقی و شناسایی مواردی که ممکن است از قلم افتاده باشند کمک کند. چنین رویکردی را می توان « AI-assisted infectious disease care» نامید؛ مدلی که در آن AI جایگزین پزشک نیست، بلکه توانایی پزشک را افزایش می دهد. در واقع، ارزش واقعی AI در پزشکی احتمالاً نه در حذف پزشک، بلکه در کاهش بار پردازش اطلاعات و افزایش توانایی پزشک برای تمرکز بر بخش هایی از تصمیم گیری است که نیازمند تجربه، قضاوت، ارتباط با بیمار و درک زمینه بالینی هستند (۷، ۸، ۱۲).

نتیجه گیری

هوش مصنوعی می تواند در آینده نقش مهمی در تغییر رویکرد تشخیصی و درمانی سل ایفا نماید. این نقش می تواند از مرحله اولیه شک بالینی آغاز شود و تا مراحل پیشرفته تر مانند تشخیص رادیوگرافی، پیش بینی مقاومت دارویی، انتخاب درمان، پایش پاسخ و پیش بینی عود ادامه یابد. در حال حاضر، یکی از کاربردهای دارای پشتوانه عملی تر، استفاده از AI-CAD برای تحلیل CXR در غربالگری و تریاژ سل ریوی است. همچنین شواهد پژوهشی نشان می دهد که یادگیری ماشین می تواند در پیش بینی مقاومت دارویی و پیامد درمان نیز مفید باشد. با این حال، AI نباید به عنوان جایگزین پزشک یا آزمایش های تشخیصی معتبر تلقی شود. ارزش واقعی این فناوری زمانی مشخص خواهد شد که مدل ها در جمعیت ها و بیمارستان های مختلف و شرایط واقعی بالینی اعتبارسنجی شوند. در نهایت، آینده مدیریت سل احتمالاً به سمت سیستم هایی حرکت خواهد کرد که داده های بالینی، تصاویر پزشکی، آزمایش های مولکولی و داده های ژنومی را در یک چارچوب چندوجهی ترکیب می کنند؛ چنین سیستمی می تواند از یک ابزار ساده برای برآورد احتمال ابتلا به سل، به یک سامانه پیشرفته تر تبدیل شود که با توجه به ویژگی های بالینی، تصویری، مولکولی و ژنتیکی هر بیمار، احتمال ابتلا به سل، احتمال مقاومت دارویی، خطر عوارض، احتمال پاسخ به درمان و خطر عود را برآورد کرده و اطلاعات لازم برای تصمیم گیری پزشک را فراهم می کند.

درمان شود. به همین دلیل، انتخاب آستانه تصمیم گیری در CAD اهمیت زیادی دارد؛ زیرا تغییر آستانه می تواند تعادل میان حساسیت و ویژگی و در نتیجه تعداد موارد مثبت و منفی کاذب و نیاز به آزمایش های تأییدی را تغییر دهد. WHO توصیه می کند آستانه CAD متناسب با جمعیت هدف، محیط استفاده و اهداف برنامه غربالگری یا تریاژ، در محل موردنظر کالیبره شود. (۲۷)

مسئله مهم در مناطق کم منبع

یکی از جذاب ترین مزایای بالقوه AI این است که می تواند کمبود نیروی متخصص را تا حدی جبران کند. در مناطقی که رادیولوژیست یا متخصص بیماری های عفونی به تعداد کافی وجود ندارد، AI-CAD می تواند CXR را به صورت خودکار تحلیل نماید. با این حال، اجرای چنین سیستمی نیازمند دستگاه CXR دیجیتال، کامپیوتر، نرم افزار، زیرساخت مناسب، نگهداری، آموزش کارکنان و در برخی سیستم ها اتصال اینترنتی مناسب است (۸). بنابراین AI به تنهایی مشکل زیرساخت سلامت را حل نمی کند.

مسائل اخلاقی و حریم خصوصی

استفاده از AI در سل با مسائل اخلاقی نیز همراه است. مهم ترین موارد شامل محرمانگی داده های بیماران، امنیت داده، رضایت بیمار، سوگیری الگوریتم، مسئولیت در صورت خطای مدل، شفافیت تصمیم الگوریتم و مالکیت داده ها می شوند. به خصوص داده های مربوط به سل می توانند از نظر اجتماعی حساس باشند؛ بنابراین استفاده از AI باید همراه با استانداردهای مناسب حفاظت از اطلاعات پزشکی باشد.

چشم انداز آینده متخصص عفونی با کمک AI

می توان آینده مدیریت سل را در قالب یک مسیر هوشمند تصور کرد. در مرحله نخست، AI با استفاده از علائم، عوامل خطر و اطلاعات اپیدمیولوژیک احتمال سل را تخمین می زند. سپس CAD تصویر قفسه سینه را تحلیل می کند و در صورت وجود یافته های مشکوک، بیمار برای آزمایش های مولکولی یا میکروبیولوژیک هدایت می شود. در مرحله بعد، الگوریتم های ML می توانند احتمال مقاومت دارویی و خطر شکست درمان را ارزیابی کنند. در تمام این مراحل، LLM می تواند اطلاعات بیمار را

REFERENCE

1. World Health Organization. Global tuberculosis report 2025. Geneva: WHO; 2025.
2. World Health Organization. WHO consolidated guidelines on tuberculosis. Module 3: Diagnosis – Rapid diagnostics for tuberculosis detection. 3rd ed. Geneva: WHO; 2024.
3. Hansun S, Argha A, Liaw ST, et al. Machine and Deep Learning for Tuberculosis Detection on Chest X-Rays: Systematic Literature Review. J Med Internet Res. 2023.
4. Han ZL , Zhang YY, Li J, et al. A systematic review and meta-analysis of artificial intelligence software for tuberculosis diagnosis using chest X-ray imaging. J Thorac Dis. 2025 May 30;17(5):3223-3237.
5. Nguyen HTT, Le-Quy V, Dinh-Xuan AT, et al. Artificial Intelligence for Tuberculosis Screening and Detection: From Evidence to Policy and Implementation. Diagnostics (Basel). 2026;16(8):1127.
6. Wolde HF , Clements ACA, Alene KA. Development and validation of a risk prediction model for pulmonary tuberculosis among presumptive tuberculosis cases in Ethiopia. BMJ Open. 2023 Dec 14;13(12):e076587.
7. World Health Organization. WHO consolidated guidelines on tuberculosis. Module 2: Screening – systematic screening for tuberculosis disease. Geneva: WHO; 2021.
8. World Health Organization. Use of computer-aided detection software for tuberculosis screening: WHO policy statement. Geneva: WHO; 2025.
9. Vanobberghen F, Kipyegon Keter A, Jacobs BKM. Computer-aided detection thresholds for digital chest radiography interpretation in tuberculosis diagnostic algorithms. ERJ Open Res. 2024 Jan 8;10(1):00508-2023.
10. Tavaziva G , Harris M , Abidi SK , et al. Chest X-ray Analysis With Deep Learning-Based Software as a Triage Test for Pulmonary Tuberculosis: An Individual Patient Data Meta-Analysis of Diagnostic Accuracy. Clin Infect Dis. 2022 Apr 28;74(8):1390-1400
11. Shrivastava R, Sharma K, Mishra S, et al. Integrative machine learning approaches with genomic data for predicting antitubercular drug resistance: A systematic review and meta-analysis. J Glob Antimicrob Resist. 2026 Jan; 46:148-157
12. Wei X, Norsuddin NM, Abdul Hamid HB, et al. Accuracy of Machine Learning in Identifying Drug Resistance in Tuberculosis: A Systematic Review and Meta-Analysis. Health Sci Rep. 2025 Oct 13;8(10):e71350
13. World Health Organization. WHO consolidated guidelines on tuberculosis: module 4: treatment and care. Geneva: World Health Organization; 2025. Licence: CC BY-NC-SA 3.0 IGO.
14. World Health Organization. Ethics and governance of artificial intelligence for health: WHO guidance. Geneva: World Health Organization; 2021 Jun 28. Guideline
15. Zhang F, Zhang F, Li L, Pang Y, et al. Clinical utilization of artificial intelligence in predicting therapeutic efficacy in pulmonary tuberculosis. J Infect Public Health. 2024;17(4):632-641.

16. Lai NH, Shen WC, Lee CN et al. Comparison of the predictive outcomes for anti-tuberculosis drug-induced hepatotoxicity by different machine learning techniques. *Comput Methods Programs Biomed.* 2020 May; 188:105307.
17. Russo A, Patanè V, Ruotolo F, et al. Artificial Intelligence-Assisted Quantification of Longitudinal HRCT Changes During Treatment of Pulmonary Tuberculosis: An Exploratory Proof-of-Concept Study. *Diagnostics (Basel).* 2026 Jun 12;16(12):1822.
18. Tamura G, Llano G, Aristizábal A, et al. Machine-learning methods for detecting tuberculosis in Ziehl-Neelsen stained slides: A systematic literature review. *Intelligent Systems with Applications.* 2024; 22:200365.
19. Kumar S, Sharma SH, Megra KT, et al. Transformer enabled multi-modal medical diagnosis for tuberculosis classification. *J Big Data.* 2025;12(5).
20. World Health Organization. Precision medicine: a path towards targeted, personalized and equitable care. Geneva: World Health Organization; 2026
21. Rafferty A, Rajan A. Limitations of public chest radiography datasets for artificial intelligence: label quality, domain shift, bias and evaluation challenges. *Philos Trans A Math Phys Eng Sci.* 2026;384(2324):20250129.
22. Hansun S, Argha A, Bakhshayeshi I, et al. Diagnostic Performance of Artificial Intelligence–Based Methods for Tuberculosis Detection: Systematic Review. *J Med Internet Res.* 2025;27: e69068
23. Boucher A, et al. Black box warning: large language models and the future of infectious diseases consultation. *Clin Infect Dis.* 2024;78(4):860-866.
24. World Health Organization. *Ethics and governance of artificial intelligence for health: guidance on large multi-modal models.* Geneva: World Health Organization; 2024.
25. Bhandari M, Shahi TB, Siku B, et al. Explanatory classification of CXR images into COVID-19, Pneumonia and Tuberculosis using deep learning and XAI. *Comput Biol Med.* 2022 Nov: 150:106156.
26. Vanitha K, Mahesh TR, Kumar VV, et al. Enhanced tuberculosis detection using Vision Transformers and explainable AI with a Grad-CAM approach on chest X-rays. *BMC Med Imaging.* 2025; 25:96
27. World Health Organization. *Determining the local calibration of computer-assisted detection (CAD) thresholds and other parameters: a toolkit to support the effective use of CAD for TB screening.* Geneva: World Health Organization; 2021. ISBN: 978-92-4-002861-6.