مقاله مروری

نفس، سال ۱۱، شماره ۱، بهار ۱۴۰۳، صفحات ۱ تا ۱۲

کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص بیماری‌های ریوی

مریم قنبری[۱]، سهامه محبی*[۲]، سمیه عرب‌زاده[۳]

۱) گروه بیوتکنولوژی میکروبی، دانشکده علوم زیستی، دانشگاه آزاد واحد تهران شمال، تهران، ایران
۲) گروه بیوتکنولوژی، دانشکده علوم پایه، موسسه آموزش عالی آل طه، تهران، ایران
۳) گروه ژنتیک، دانشکده علوم پایه، موسسه آموزش عالی آل طه، تهران، ایران

چکیده:

هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به عنوان زیرمجموعه آن، شاخه‌ای از علوم کامپیوتر است که در آن ماشین‌ها برای تقلید از هوش انسان و انجام کارهای تعریف شده آموزش می‌بینند. نتایج دقیق و تجزیه و تحلیل حجم وسیعی از داده‌ها که از طریق روش‌های آماری مرسوم قابل انجام نیستند، توسط هوش مصنوعی قابل ارائه است. تقریبا از دو دهه پیش، هوش مصنوعی در پزشکی ریه مورد استفاده قرار گرفته است به طوری که می‌تواند به تشخیص و پیش‌بینی بیماری‌های ریوی بر اساس داده‌های بالینی، آسیب‌شناسی ریه، تصویربرداری قفسه سینه و آزمایش عملکرد ریوی کمک کند. برنامه‌های کاربردی مبتنی بر هوش مصنوعی، پزشکان را قادر می سازد با استفاده از حجم عظیمی از داده‌ها دقت خود را در درمان بیماری‌های ریوی افزایش دهند. اینکه پزشکان بدانند که هوش مصنوعی چگونه می‌تواند در زمینه شرایط ناهمگن مانند آسم و بیماری انسدادی مزمن ریه که معیارهای تشخیصی با هم تداخل دارند، به کار گرفته شود، اهمیت بسزایی دارد. آنها باید بتوانند استفاده از هوش مصنوعی در عملکرد بالینی روزمره را درک کنند و مسائل ایمنی بیمار نیز باید مورد توجه قرار گیرد. هوش مصنوعی نقش روشنی در ارائه پشتیبانی از پزشکان در محیط کار بالینی دارد، اما به نظر می‌رسد اعتماد به استفاده از آن هنوز به طور کامل ایجاد نشده است. به طور کلی، انتظار می‌رود هوش مصنوعی نقش کلیدی در کمک به پزشکان در تشخیص و مدیریت بیماری‌های تنفسی در آینده ایفا کند که مزایای هیجان‌انگیزی برای بیماران و پزشکان به دنبال خواهد داشت. هدف از این بررسی بحث استفاده از هوش مصنوعی در پزشکی ریه و تصویربرداری در موارد بیماری انسدادی ریه، بیماری بینابینی ریه، عفونت‌ها، ندول‌ها و سرطان ریه است.

واژگان کلیدی: هوش مصنوعی، یادگیری ماشینی، تصویربرداری ریه، بیماری تنفسی

* **نویسنده مسئول:**

دکتر سهامه محبی، استادیار، گروه بیوتکنولوژی، دانشکده علوم پایه، موسسه آموزش عالی آل طه، تهران، ایران، پست الکترونیک: s.mohebbi@aletaha.ac.ir

مقدمه:

اصطلاحات هوش مصنوعی[1] (AI)، یادگیری ماشینی[2] (ML) و یادگیری عمیق[3] (DL) اغلب به جای یکدیگر استفاده می‌شوند، اما در واقع سلسله مراتبی هستند. هوش مصنوعی مفهومی فراگیر است و شبیه سازی هوش انسانی توسط سیستم‌های کامپیوتری است (یعنی استفاده از کامپیوتر برای مدل‌سازی رفتار هوشمند با کمترین مداخله انسانی). وظایفی مانند استدلال، یادگیری، پردازش زبان و نمایش دانش یا اطلاعات را پوشش می‌دهد [۱].

یادگیری ماشین زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی است که در آن هدف این است که رایانه به طور خودکار یک کار را یاد بگیرد و بدون برنامه‌ریزی صریح از تجربه بهبود یابد. یادگیری ماشین، گروهی از روش‌های هوش مصنوعی را در بر می‌گیرد که توسط آن رایانه‌ها می‌توانند الگوها و روابط بین داده‌ها و نتایج مورد علاقه را شناسایی کنند. دو نوع اصلی یادگیری ماشین وجود دارد: تحت نظارت و بدون نظارت. در یادگیری تحت نظارت، رایانه با استفاده از راهنما، عملکردی را بر اساس داده‌ها استنباط می‌کند (داده‌ها "برچسب گذاری شده" هستند). در یادگیری بدون نظارت، کامپیوتر بدون هیچ راهنمایی یک الگو را کشف می کند.

به طور سنتی، روش‌های آماری مانند حساب دیفرانسیل و انتگرال و مدل‌سازی رگرسیون برای ایجاد یک معادله ریاضی استفاده می‌شوند و تعاملات و الگوهای بین متغیرهای مختلف را شناسایی و مشخص می‌کنند. اما اگر حجم داده‌ها زیاد و شامل روابط متقابل پیچیده باشد، این روش‌ها می‌توانند محدود شوند. از طریق یادگیری ماشین، رایانه‌ها می‌توانند حجم زیادی از داده‌ها را تجزیه و تحلیل نمایند و روابط پیچیده و غیرخطی را که به راحتی نمی‌توان آنها را در قالب یک معادله بیان کرد ایجاد کنند و دقت بیشتری را در نتیجه ممکن سازند [۲]. یادگیری ماشین، همچنین تجزیه و تحلیل انواع داده‌هایی که قبلا قابل تجزیه و تحلیل محاسباتی نبودند، مانند داده‌های تصویربرداری و شنیداری را امکان‌پذیر می‌کند. در روش‌های سنتی یادگیری ماشین، ویژگی‌های مختلف داده‌ها باید به شکلی خاص تغییر یابند یا ترکیب شوند تا اطلاعات جدیدی به دست آید. این فرایند می‌تواند تاثیر زیادی بر دقت پیش‌بینی‌ها و نتایج نهایی مدل یادگیری ماشین داشته باشد. به عبارت دیگر، نحوه تبدیل داده‌ها به شکل مناسب برای پردازش توسط مدل می‌تواند دقت آن را تحت تاثیر قرار دهد.

یادگیری عمیق زیرمجموعه‌ای از یادگیری ماشینی است که اخیرا با افزایش سریع حجم داده‌های در دسترس محققان محبوبیت پیدا کرده است. این روش‌ها به جای تکیه بر شهود و تجربه محقق برای انتخاب و مهندسی ویژگی‌ها، به الگوریتم اجازه می‌دهند تا به طور خودکار ویژگی‌ها و تبدیل‌های خاص مورد نیاز برای کار را در داده‌های خام کشف کند. یادگیری عمیق در حال حاضر برای ایجاد پیشرفت‌های عمده در تصویر [۳] و تشخیص گفتار [۴]، برای پیش‌بینی فعالیت مولکول‌های دارویی بالقوه [۵] و پیش‌بینی اثرات جهش‌های DNA غیرکدکننده بر بیان ژن و بیماری استفاده می‌شود [۶]. پیش‌بینی می‌شود که یادگیری عمیق در آینده به موفقیت مستمری دست یابد؛ زیرا اغلب به مهندسی عملی بسیار کمی نیاز دارد و می‌تواند از افزایش قدرت پردازش کامپیوتری و مقدار داده‌های در دسترس استفاده کند. هوش مصنوعی شاخه‌ای از علوم کامپیوتر است که هدف آن تقلید از توانایی تفکر، یادگیری، برنامه ریزی و استدلال انسان برای حل مسائل پیچیده است. در سال ۱۹۵۶، دانشمندان شروع به نظریه‌پردازی در مورد توانایی کامپیوتر برای یادگیری اطلاعات جدید با تجزیه و تحلیل داده‌ها کردند که منجر به آغاز حوزه هوش مصنوعی شد. در همین حال، یادگیری ماشین، زمینه‌ای از هوش مصنوعی است که دانش یا اطلاعاتی را با استفاده از توانایی یادگیری و تجزیه و تحلیل مقادیر عظیمی از داده‌ها، از مجموعه داده‌های بزرگتر شامل متغیرهای بیشتری نسبت به روش‌های آماری معمولی، ارائه می‌کند. یادگیری ماشین از الگوریتم‌های مختلفی برای پردازش داده‌ها استفاده می‌کند، مانند یادگیری تحت نظارت، یادگیری بدون نظارت و یادگیری تقویت شده [۷]. یادگیری تحت نظارت شامل تشخیص الگوهای کامپیوتری از داده‌ها با استفاده از راهنمایی است. در

[1] Artificial intelligence
[2] Machine Learning
[3] Deep Learning

حالی که یادگیری بدون نظارت مستلزم تشخیص الگو توسط کامپیوتر بدون هیچ راهنمایی است. یادگیری تقویت شده این توانایی را دارد که داده‌ها را بدون هیچ برچسبی با استفاده از بازخورد مثبت یا منفی افزایشی شناسایی و تجزیه و تحلیل کند [۸, ۹]. یادگیری عمیق زیرمجموعه‌ای از یادگیری ماشین است که الگوریتم را قادر می‌سازد تا از یک مجموعه داده آموزشی یاد بگیرد و آن را برای انجام وظایف مورد نظر در یک مجموعه داده جدید اعمال کند [۲]. همان طور که داده‌های مراقبت‌های بهداشتی به طور فزاینده‌ای پیچیده شده‌اند، هوش مصنوعی این پتانسیل را دارد که تاثیر قابل توجهی بر تجزیه و تحلیل داده‌های پزشکی و عملکرد پزشکی داشته باشد.

هوش مصنوعی در بسیاری از زمینه‌های پزشکی برای تسهیل پزشکی دقیق با پیش‌بینی نتایج، تشخیص و نتایج درمانی به کار گرفته شده است. در سال ۲۰۱۸، سازمان غذا و داروی ایالات متحده[1] (FDA) یک نرم‌افزار پشتیبانی از تصمیم‌گیری بالینی را تایید کرد که تصاویر توموگرافی کامپیوتری (CT) مغز را برای شاخص‌های مرتبط با سکته مغزی تجزیه و تحلیل می‌نمود و در صورت شناسایی موارد مشکوک به انسداد عروق بزرگ، به متخصص عصبی و عروقی اطلاع می‌داد [۱۰]. الگوریتم همزمان با انجام بازبینی استاندارد تصاویر توسط ارائه دهنده خدمات بهداشتی خط اول، به طور خودکار به متخصص اطلاع می دهد. . در این سیستم، متخصصان زودتر از روش‌های معمول مراقبتی درگیر می‌شوند. به این صورت که در روش معمول، بیماران باید منتظر بمانند تا تصاویر سی‌تی اسکن توسط رادیولوژیست بررسی شود و سپس نتیجه به متخصص عصبی عروقی اطلاع داده شود. اما در این روش جدید، الگوریتم به طور خودکار متخصص را مطلع می‌کند و بنابراین بیماران برای شرایطی که نیاز به درمان سریع دارند، زودتر از روش‌های معمول درمان مناسب را دریافت می‌کنند.

اگرچه سیستم‌های بهداشتی روش‌های پیچیده‌ای برای اطمینان از ایمن بودن داروها هنگام تحویل به بیماران ایجاد کرده‌اند، اما استفاده گسترده از یادگیری ماشین به یک سیستم نظارتی مشابه نیاز دارد که شامل قوانین، چارچوب‌های قانونی و شیوه‌های محلی باشد تا از توسعه، استفاده و نظارت ایمن بر سیستم‌های هوش مصنوعی اطمینان حاصل شود. علاوه بر این، استفاده از هوش مصنوعی به پلتفرم‌های محاسباتی بزرگ و قابل گسترش نیاز دارد تا بتوانند حجم زیادی از داده‌های مربوط به استفاده از این مدل‌ها را مدیریت کنند. [۱۱]. علاوه بر این، استفاده از هوش مصنوعی به پلتفرم‌های محاسباتی مقیاس‌پذیر برای مدیریت حجم زیادی از داده‌های مرتبط با استفاده از این مدل‌ها نیاز دارد.

هوش مصنوعی ممکن است با تشخیص تصاویر از قسمت‌های مختلف بدن، پیش‌بینی مرگ و میر در بخش مراقبت‌های ویژه، طبقه‌بندی بیوپسی‌های پوست و شناسایی ژنوتیپ‌های جدید در نارسایی قلبی به تشخیص بیماری‌های مختلف کمک کند. FDA و Conformité Européenne (CE) دارای سیستم علامت گذاری بیش از ۳۰۰ نرم افزار و دستگاه پزشکی مبتنی بر هوش مصنوعی هستند [۱۲، ۱۳] که بسیاری از آنها مربوط به تصویربرداری ریوی هستند (جدول ۱) [۴، ۵].

در دهه ۱۹۸۰، هوش مصنوعی ابتدا برای تفسیر تست‌های عملکرد ریه در پزشکی ریه معرفی شد [۱۲]. از آن زمان، هوش مصنوعی در بیماری‌های ریوی مختلف، مانند بیماری‌های مزمن انسدادی ریه[2] (COPD)، عفونت‌های ریوی، بیماری بینابینی ریه[3] و بدخیمی‌ها استفاده شده است. با توجه به کاربرد گسترده آن در پزشکی ریه، برای متخصصان ریه مهم است که درک کلی از استفاده از هوش مصنوعی در این زمینه و این که چگونه می تواند به آنها در مراقبت از بیماران کمک کند، داشته باشند. در این بررسی کوتاه روایتی، مروری بر بیماری‌های ریوی که معمولا توسط متخصصان ریه عمومی تشخیص داده شده و مدیریت می‌شوند و AI برای آنها استفاده شده است، ارائه کرده‌ایم؛ مانند بیماری انسدادی مزمن ریوی، بیماری بینابینی ریه، سل ریوی[4] (TB)، بیماری کوید ۲۰۱۹، پنومونی، ندول‌ها و سرطان‌های ریه (نمودار ۱).

[1] US Food and Drug Administration

[2] Chronic Obstructive Pulmonary Disease
[3] Interstitial lung disease
[4] Tuberculosis (TB)

جدول ۱ - نمونه‌ای از دستگاه‌های هوش مصنوعی مورد تایید سازمان غذا و داروی ایالات متحده (FDA) با علامت‌گذاری Conformité Européenne (CE).

توضیح مختصر	تصویربرداری	دستگاه/الگوریتم هوش مصنوعی	شرایط ریوی
استفاده از تقسیم‌بندی سه بعدی ریه‌ها، تجزیه و تحلیل حجمی و ارزیابی تراکم از تصاویر سی‌تی اسکن قفسه سینه برای کمک به تشخیص و پیشرفت بیماری	سی‌تی اسکن قفسه سینه	نرم افزار آنالیز تراکم ریه	بیماری مزمن انسدادی ریه
تجزیه و تحلیل کمی حجم ریه، تجزیه و تحلیل مورفولوژی راه هوایی	سی‌تی اسکن قفسه سینه	نرم افزار LungQ	
ارزیابی بافت ریه و راه هوایی، تجزیه و تحلیل کمی با استفاده از یادگیری عمیق برای تشخیص بیماری بینابینی ریه و بیماری انسدادی مزمن ریه	سی‌تی اسکن قفسه سینه	LungPrint Discovery	بیماری بینابینی ریه
تبدیل یک سی‌تی اسکن قفسه سینه استاندارد به یک نقشه دقیق، کمی سازی بافت ریه	سی‌تی اسکن قفسه سینه	تجزیه و تحلیل بافت ریه	
کووید-۱۹ را در مراحل اولیه تشخیص می دهد و میزان ضایعات ریوی را کمی می‌کند	سی‌تی اسکن قفسه سینه بدون کنتراست	Icolung	عفونت ریوی
شناسایی در زمان واقعی هشدار موارد مشکوک به ذات‌الریه	سی‌تی اسکن قفسه سینه	سی‌تی اسکن قفسه سینه InferRead	سینه پهلو
ابزار تشخیص کمک کامپیوتری که برای تشخیص ندول‌های ریوی جامد با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن طراحی شده است.	سی‌تی اسکن قفسه سینه مولتی دتکتور	Syngo.CT Lung CAD	ندول ریه
تحلیل کمی و کیفی با استفاده از یادگیری عمیق، تقسیم بندی لوب‌های ریه و شناسایی ضایعات	سی‌تی اسکن قفسه سینه DICOM*	Al-Rad Companion (ریوی)	
تصویر جدید برای تشخیص تغییرات در پارانشیم ریه بر روی تصویر قدیمی قرار می گیرد	اشعه X قفسه سینه	نرم افزار مقایسه زمانی	
جمعیت بدون علامت تشخیص ندول ریه	سی‌تی اسکن قفسه سینه	ClearRead CT	

* DICOM: استاندارد بین‌المللی تصویربرداری دیجیتال و ارتباطات در پزشکی.

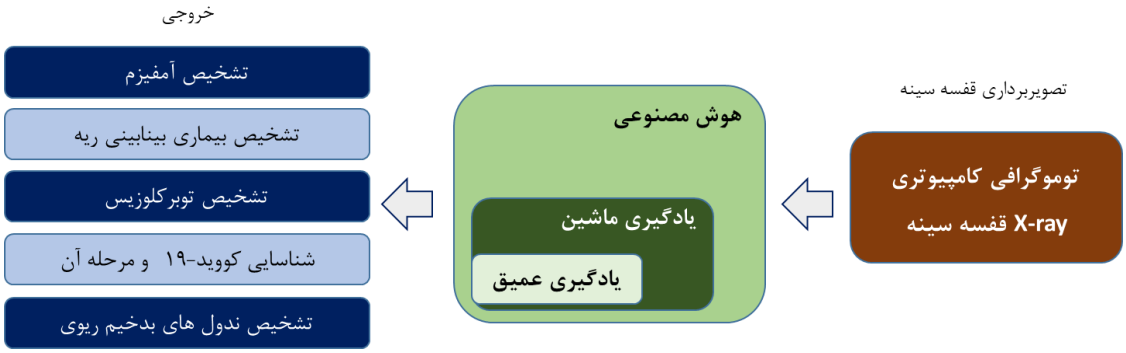
مواد و روش‌ها:

جستجوی مقالات با استفاده از کلمات کلیدی "هوش مصنوعی، بیماری ریوی"، "هوش مصنوعی، COPD، آسم"، "هوش مصنوعی، بیماری ریه بینابینی"،"هوش مصنوعی، سل"، «هوش مصنوعی، کووید-۱۹» و «هوش مصنوعی، ندول ریه، سرطان ریه» در بازه زمانی اول تا سی‌ام نوامبر انجام شد. جستجو شامل همه انواع مقالات منتشر شده مروری، مطالعات مشاهده‌ای و متاآنالیز می‌شد. در این مینی بررسی روایی، ما مقالات منتشره در عرض پنج سال اخیر را اولویت بندی کردیم.

استاندارد طلایی تشخیص در بیماری‌های انسدادی ریه مانند آسم و بیماری انسدادی مزمن ریه (COPD) شامل ترکیبی از علائم، نشانه‌ها و اسپیرومتری است. در حالی‌که هوش مصنوعی نمی‌تواند جایگزین نقش پزشکان شود، می‌تواند تفسیر پزشکان از داده‌های موجود بالینی را تکمیل کند. مطالعه‌ای توسط تپالویک و همکاران، دقت تفسیر متخصصان ریه از تست عملکرد ریوی را با یک نرم‌افزار مبتنی بر هوش مصنوعی (که از سوابق بیش از ۱۴۳۰ مورد بیمار سابقه‌دار استفاده می‌کرد) مقایسه نمود. از هر دو گروه خواسته شد تا ۵۰ مورد بیمار را مطالعه کرده و تست عملکرد ریوی را به درستی تفسیر کنند و آنها را در دسته‌های تشخیصی قرار دهند. نرم افزار مبتنی بر هوش مصنوعی با اختلاف قابل توجهی از تفسیر متخصص ریه بهتر عمل کرد [۱۴].

استفاده از هوش مصنوعی در دستگاه تنفس:

هوش مصنوعی در ابزاری استفاده شده است که سی‌تی اسکن قفسه سینه را برای سرطان ریه ارزیابی می‌کند. در این ابزار، الگوریتم هوش مصنوعی، الگوها را در تغییرات



نمودار ۱ - نمونه‌هایی از کاربردهای هوش مصنوعی در بیماری‌های ریوی را نشان می‌دهد.

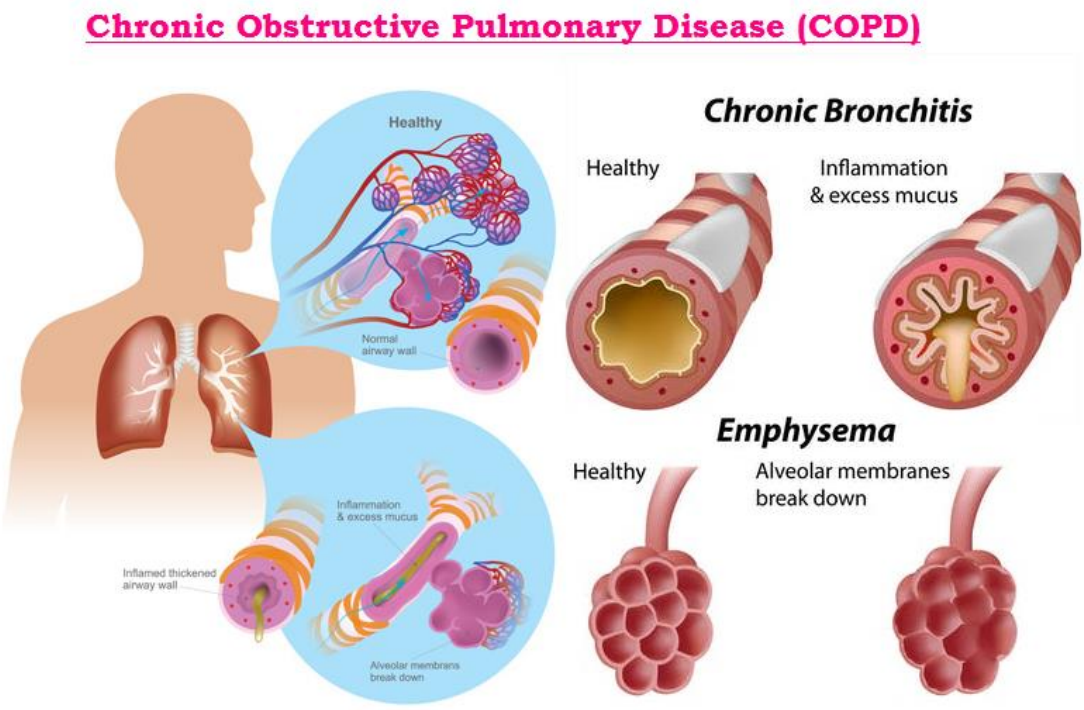
زمانی و مکانی، و همچنین تغییرات در ویژگی‌های گره و غیرندول، برای پیش‌بینی خطر ابتلا به سرطان ریه سه ساله و نیز هدایت دقیق مدیریت بالینی در یک برنامه غربالگری طولی را تشخیص می‌دهد .

سی‌تی اسکن با وضوح بالا[1] (HRCT) نقش اصلی را در تشخیص بیماری فیبروتیک ریه ایفا می‌کند، بنابراین زمانی که در HRCT تظاهر پنومونی بینابینی معمولی مشهود باشد، تشخیص فیبروز ریوی ایدیوپاتیک را می‌توان بدون جراحی بیوپسی ریه ارزیابی کرد. با استفاده از یک الگوریتم DL برای طبقه‌بندی خودکار بیماری فیبروتیک ریه در HRCT و بر اساس معیارهای مشخص شده در دو بیانیه راهنمای تشخیصی بین‌المللی (انجمن قفسه سینه آمریکا[2]، انجمن تنفسی اروپا[3]، انجمن تنفسی ژاپن[4] و دستورالعمل‌های انجمن قفسه سینه آمریکای لاتین[5] برای تشخیص و مدیریت فیبروز ریوی ایدیوپاتیک[6]، و معیارهای تشخیصی انجمن فلیشنر برای فیبروز ریوی ایدیوپاتیک)، این الگوریتم ۲/۳۱ ثانیه طول کشید تا ۱۵۰ مورد فردی را با دقت ۷۳/۳٪ ارزیابی کند. میانگین دقت رادیولوژیست‌های قفسه سینه برای موارد مشابه ۷۰/۷ درصد بود [۱۵]. نویسندگان به این نتیجه رسیدند که ارزیابی HRCT توسط یک الگوریتم DL ممکن است یک طبقه‌بندی کم‌هزینه، قابل تکرار و تقریبا آنی بیماری فیبروتیک ریه را با دقت همتراز انسان ارائه دهد. این روش‌ها می‌توانند در مراکزی که با کمبود متخصص تصویربرداری قفسه سینه مواجهند، مفید باشد.

شبکه‌های عصبی عمیق (DNN)[7] شکلی از هوش مصنوعی با چندین لایه بین لایه‌های ورودی و خروجی هستند. این لایه‌ها برای استخراج تدریجی ویژگی‌های سطح بالاتر از ورودی خام استفاده می‌شوند. استفاده از DNN در تشخیص بیماری‌های تنفسی به ویژه در رادیوگرافی قفسه سینه و سی‌تی اسکن منجر به تغییر مرحله‌ای در دقت تشخیصی در مقایسه با ویژگی‌های کیفی مانند اسپیکولاسیون تومور[8] و ویژگی‌های کمی مانند شکل و بافت به دست آمده با استفاده از نرم‌افزار تجزیه و تحلیل تصویر شده است [۱۶]. DNNها این ویژگی‌ها را مستقیما از داده‌ها استخراج می‌کنند و در نتیجه دقت بیشتری نسبت به تجزیه و تحلیل‌های کمی یا کیفی دست‌ساز دارند. DNNها را می توان برای تشخیص پاتولوژی‌های خاص در رادیوگرافی قفسه سینه از جمله سل [۱۷]، ندول بدخیم ریوی [۱۸] و نارسایی احتقانی قلب [۱۹] آموزش داد. یک سیستم تریاژ رادیوگرافی قفسه سینه که توسط یاتس و همکاران با استفاده از طبقه‌بندی باینری "طبیعی" یا "غیر طبیعی" توسعه یافته بود [۲۰]، دارای دقت مدل نهایی ۹۴/۶٪ در مجموعه داده‌های تست بود. لو و همکاران یک DNN ایجاد کردند که به طور دقیق مرگ و میر ناشی از همه علل را در یک دوره پیگیری ۱۲ ساله بر اساس یک رادیوگرافی ساده قفسه سینه، حتی پس از تعدیل

[1] High Resolution Computed Tomography (HRCT)
[2] American Thoracic Society (ATS)
[3] European Respiratory Society (ERS)
[4] Japanese Respiratory Society (JRS)
[5] Asociación Latinoamericana de Tórax (ALAT)
[6] Idiopathic Pulmonary Fibrosis (IPF)

[7] Deep neural networks
[8] Tumor spiculation



شکل ۱ – بیماری مزمن انسدادی ریه (COPD) یک بیماری قابل پیشگیری و درمان همراه با انسداد راه هوایی است و با علائم تنفسی پایدار مشخص می‌شود و به عنوان یک سندرم بالینی که با علائم مزمن تنفسی، ناهنجاری‌های ساختاری ریوی (بیماری راه‌های هوایی، آمفیزم، یا هر دو)، اختلال در عملکرد ریه (عمدتا محدودیت جریان هوا که برگشت‌پذیر نیست)، یا هر ترکیبی از این‌ها شناخته می‌شود [۲۳].

یافته‌های تشخیصی رادیولوژیست‌ها و عوامل خطر استاندارد برای مرگ و میر، پیش‌بینی می‌کرد [۲۱]. آردیلا و همکاران یک DNN را آموزش دادند تا خطر سرطان ریه را بر اساس سی‌تی اسکن‌های فعلی و قبلی قفسه سینه با استفاده از مواردی از کارآزمایی ملی غربالگری سرطان ریه پیش‌بینی کند [۲۲]. در مجموعه داده‌های آزمایشی، DNN موفق شد ناحیه زیر منحنی برابر ۰/۹۴۴ را برای پیش‌بینی سرطانی که با بیوپسی تایید شده بود، بدست آورد. دقت DNN در پیش‌بینی سرطان در زمانی که سی‌تی اسکن پیشین فراهم نبود، از دقت شش رادیولوژیست دارای بورد تخصصی بالاتر بود. همچنین زمانی که هم سی‌تی اسکن فعلی و هم پیشین برای بررسی در دسترس بود، دقت DNN معادل دقت رادیولوژیست‌ها بود.

بیماری مزمن انسدادی ریه:

بیماری مزمن انسدادی ریه به گروهی از بیماری‌ها اطلاق می شود که باعث انسداد جریان هوا و مشکلات مربوط به تنفس می شود (شکل ۱). بر اساس گزارش‌های استراتژی جهانی برای تشخیص، مدیریت و پیشگیری از بیماری مزمن انسدادی ریه در سال ۲۰۲۲، COPD یکی از سه علت اصلی مرگ و میر در جهان است [۲۴]. Moll و همکاران همچنین یک مدل پیش‌بینی مرگ و میر یادگیری ماشینی را برای بیماران مبتلا به COPD بر اساس تست‌های پیاده‌روی شش دقیقه‌ای، درصد پیش‌بینی حجم بازدم اجباری در ۱ ثانیه (FEV1) و سن پیشنهاد کردند [۲۵]. در حالی که استاندارد طلایی تشخیص COPD اسپیرومتری است، مطالعات نشان داده‌اند که هوش مصنوعی و یادگیری عمیق می‌توانند به طور بالقوه برای غربالگری بیماران از نظر COPD مورد استفاده قرار گیرند. تانگ و همکاران پیشنهاد می‌کنند که در غربالگری ریه‌های افراد سیگاری و پیشتر سیگاری با سی‌تی اسکن با دوز کم[1]، می‌توان از DNN برای شناسایی بیمارانی که ممکن است COPD داشته باشند،

[1] Low Dose CT scan

اما تشخیص داده نشده‌اند، استفاده شود [۲۶]. هوش مصنوعی همچنین برای توصیف بیمارانی که قبلا مبتلا به COPD تشخیص داده شده بودند، استفاده شده است. مطالعه اپیدمیولوژی ژنتیک (COPDGene) یکی از بزرگترین مجموعه داده‌های به‌دست‌آمده در طول ده سال است که شامل تصویربرداری از قفسه سینه، اسپیرومتری و داده‌های مولکولی در بیماران مبتلا به COPD می‌باشد. این مطالعه به عنوان منبعی برای مطالعات متعددی که فنوتیپ‌های COPD خاص را به مکانیسم‌های ژنتیکی و مولکولی مرتبط می‌کنند و منجر به پیش‌بینی پیشرفت بیماری در زیرگروه‌های مختلف COPD می‌شوند، استفاده شده است [۲۷]. مطالعه‌ای توسط فیشر و همکاران الگوریتمی را توصیف می‌کند که می‌تواند قطعه‌بندی لوب‌های ریه و کمّی‌سازی آمفیزم را انجام داده و نشان دهد که مراحل مختلف بیماری COPD بر اساس معیار GOLD[1] با داده‌های اسپیرومتری آنها ارتباط دارد [۲۸]. علاوه بر این، برنامه‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نیز برای کمک به بیماران در تشخیص تشدید بیماری در خانه و زمانی که باید از یک متخصص پزشکی کمک بگیرند، پیشنهاد شده‌اند [۲۹]. این مساله می‌تواند مسئولیت بیمار را ارتقا دهد و به طور بالقوه در منابع از جمله بازدیدهای بخش اورژانس صرفه جویی کند.

آسم:

آسم یک بیماری انسدادی ریه متناوب و برگشت‌پذیر با فنوتیپ‌های متعدد است [۳۰]. هوش مصنوعی ممکن است بتواند تشخیص، طبقه‌بندی فنوتیپ، پیش‌بینی تشدید آسم و پاسخ درمانی را بهبود بخشد [۷, ۳۱]. مطالعات متعدد، دقت خوب الگوریتم‌های مبتنی بر ML را در غربالگری و تشخیص آسم در بیماران بزرگسال نشان داده‌اند [۷]. با توجه به طبقه‌بندی فنوتیپ، هنگام استفاده از رویکرد یادگیری ماشین و همچنین تجزیه و تحلیل خوشه‌ای، بالاترین فنوتیپ پاسخ‌دهی به کورتیکواستروئید در بیماران با عملکرد ریوی کم، ائوزینوفیل‌های سرم بالا، پولیپ‌های بینی و آسم دیررس شناسایی شد. کمترین فنوتیپ پاسخگویی به کورتیکواستروئید نیز در زنان جوان و چاق مبتلا به آسم زودرس یافت شد [۳۲]. در مطالعه دیگری، کین و همکاران تصاویر قفسه سینه مبتنی بر HRCT و الگوریتم‌های DL را برای ارزیابی ضخامت راه‌های هوایی کوچک و پاسخ استروئیدی در بیماران مبتلا به آسم راه هوایی کوچک بررسی کردند [۳۱]. شناسایی فنوتیپ می‌تواند به مدیریت مناسب آسم و احتمالا بهبود نتایج کمک کند.

بیماری بینابینی ریه:

بیماری بینابینی ریه یک اصطلاح کلی است و شامل تمام فرآیندهای بیماری می‌شود که می‌توانند باعث التهاب پلور/پارانشیم و زخم گردند. الگوریتم‌های DL می‌توانند به تشخیص ILD با استفاده از تصاویر قفسه سینه HRCT کمک کنند. در یک مطالعه مورد شاهدی توسط والش و همکاران، پایگاه داده‌ای از ۱۱۵۷ تصویر HRCT شناسایی نشده که شواهدی از بیماری فیبروتیک منتشر ریه را نشان می‌دادند، با استفاده از معیارهای انجمن قفسه سینه آمریکا/انجمن تنفسی اروپا/انجمن تنفسی ژاپن/انجمن قفسه سینه آمریکای لاتین و دستورالعمل‌های فیبروز ریوی ایدیوپاتیک طبقه‌بندی شدند [۳۳]. این تصاویر به چند گروه تقسیم شدند و به طور جداگانه توسط یک الگوریتم DL و نیز ۹۱ رادیولوژیست قفسه سینه خوانده شدند. والش و همکاران دریافتند که این الگوریتم از تفسیر رادیولوژیست‌های قفسه سینه از تصاویر HRCT با دقت متوسط ۷۳/۳٪ در مقابل ۷۰/۷٪ بهتر عمل می‌کند [۳۳]. این مطالعه نشان داد که الگوریتم‌های DL می‌توانند به عنوان یک ابزار ارزشمند در تشخیص ILD عمل کنند. به طور مشابه، چو و همکاران نشان داده‌اند که DL، دقت تشخیصی هایپرسنسیتیویتی پنومونی مزمن[2]، پنومونی سازماندهی کریپتوژنیک[3]، پنومونی بینابینی غیراختصاصی و الگوهای معمول پنومونی بینابینی را افزایش می‌دهد [۳۴]. مطالعات دیگر از الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای ارزیابی تصاویر HRCT بیماران مبتلا به فیبروز ریوی بینابینی استفاده کرده‌اند و با

[1] Global Initiative for Chronic Obstructive Lung Disease

[2] Chronic hypersensitivity pneumonitis
[3] Cryptogenic organizing pneumonitis

موفقیت توانسته‌اند حجم راه‌های هوایی و ضایعات پارانشیمی را کمّی‌سازی کنند [۳۳, ۳۴].

عفونت های ریوی:

استفاده از هوش مصنوعی در چندین عفونت ریوی نیز مورد بررسی قرار گرفته است. در اینجا، به طور مختصر استفاده از هوش مصنوعی در سل ریوی و COVID-19 را مرور می‌کنیم.

بیماری سل:

سل (TB) یکی از علل مهم مرگ و میر در بسیاری از نقاط جهان است. با توجه به تظاهرات متغیر سل در رادیوگرافی قفسه سینه، تشخیص آن همچنان یک چالش است. اولین تشخیص مرسوم به کمک رایانه (CAD)[1] در سال ۲۰۱۶ برای کمک به تشخیص سل انجام شد. در طول سال‌ها، محققان چندین الگوریتم CAD را نیز توسعه داده‌اند که می‌تواند یافته‌های مختلف رادیوگرافی در سل را شناسایی کند. به عنوان مثال، سل حفره‌ای و کانونی [۳۵]. علاوه بر تشخیص، هوش مصنوعی می‌تواند در سایر جنبه‌های مراقبت از سل نیز مفید باشد. هوش مصنوعی به عنوان کمکی برای بررسی سوابق، شناسایی الگوهای علامتی، نظارت و عواملی که ممکن است در درمان و عدم رعایت دارو در سل نقش داشته باشد، پیشنهاد شده است [۳۶]. دوشی و همکاران روش‌های نوآورانه‌ای را توصیف می‌کنند که در آن نرم‌افزار مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند دسترسی به مراقبت را فراهم کند و مدیریت بیماران سل را در سراسر جهان تسهیل کند [۳۷].

کووید ۱۹:

اخیرا، کووید-۱۹ طوفانی را در جهان به راه انداخت. بیماری و مرگ و میر در سراسر جهان افزایش یافت. زیرا گزینه‌های درمانی COVID-19 عمدتا تجربی باقی مانده است. نرم افزار هوش مصنوعی برای کمک به تشخیص زودهنگام و پیش‌بینی بیماران مبتلا به COVID-19 توسعه یافته است. در یک مطالعه گذشته‌نگر و چند مرکزی توسط لی و همکاران، یک مدل DL به نام شبکه عصبی تشخیص COVID-19 برای شناسایی یافته‌های سی‌تی اسکن عفونت COVID-19 و تمایز آن از یافته‌های سی‌تی اسکن در پنومونی اکتسابی از جامعه ایجاد شد [۳۸]. مطالعه دیگری یک شبکه عصبی پیچشی DL را ایجاد کرد تا به طور موثر شدت عفونت COVID-19 را از طریق امتیازدهی به ویژگی‌های مختلف رادیوگرافی نشان دهد [۳۹]. این پیشرفت می‌تواند به پیش‌آگهی زودهنگام بیماری کمک کرده و منجر به تصمیم‌گیری‌های اولیه برای درمان شود. مطالعه دیگری توسط بردیک و همکاران [۲۴] از الگوریتم یادگیری ماشین برای ساخت مدلی استفاده کرد که از ورودی‌های فشار خون دیاستولیک، فشار خون سیستولیک، ضربان قلب، دما، تعداد تنفس، اشباع اکسیژن، گلبول‌های سفید، تعداد پلاکت‌ها، لاکتات، اوره خون، نیتروژن، کراتینین و بیلی‌روبین برای پیش‌بینی نیاز به تهویه مکانیکی استفاده می‌کند [۴۰]. علاوه بر این، محققان الگوریتم‌های DL را به گونه‌ای توسعه داده‌اند که به شناسایی ساختارها و اشکال پروتئین کمک می‌کند. داده‌های ارائه شده با استفاده از این الگوریتم در توسعه واکسن COVID-19 بسیار ارزشمند بوده است [۱۳].

ندول‌های ریوی و بدخیمی ریه:

علیرغم پیشرفت‌های اخیر در درمان بدخیمی‌های ریوی، سازمان بهداشت جهانی آنها را یکی از کشنده‌ترین بدخیمی‌های جامد می‌داند [۴۱]. تشخیص زودهنگام و دقیق در بهبود نتایج بیمار بسیار مهم است [۴۲, ۴۳]. سیستم‌های CAD، از الگوریتم‌های DL به عنوان کمکی برای رادیولوژیست‌ها استفاده می‌کنند تا تصاویر سی‌تی اسکن را با تقسیم‌بندی ریه تجزیه و تحلیل کنند و تجزیه و تحلیل متمرکزتری که امکان تشخیص و طبقه‌بندی گره‌ها را فراهم می‌کند، ارائه دهند [۴۴]. یکی از این الگوریتم‌های پیشرفته که توسط Siemen Healthcare پیاده‌سازی شده است، از تجزیه و تحلیل اجزای محدود آماری یا تقسیم‌بندی سه‌بعدی ریه در آموزش شبکه‌های عصبی متخاصم استفاده می‌کند [۴۵]. چاوی و همکاران الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین و معیارهای ریه RAD[2] را مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که الگوریتم‌های شبکه عصبی ارزش پیش‌بینی مثبت در توموسنتز دیجیتال قفسه سینه را در تشخیص سرطان ریه افزایش می‌دهند. یکی از معایب شناسایی

[1] Computer aided diagnosis

[2] Reactive Airway Disease

شده یادگیری عمیق این است که ویژگی‌های یکنواختی برای شناسایی ندول‌های بدخیم در مقابل خوش‌خیم ارائه نمی‌دهد [۴۶]. این مشکل با استفاده از روشی به نام رادیومیک[1] حل شده است [۴۷]. رادیومیک از ویژگی‌های یک تصویر برای ارائه الگوریتم‌های مشخصه داده استفاده می‌کند که به شناسایی ویژگی‌های مشابه در داده‌های جدید کمک می‌کند. این ابزار می‌تواند به یافتن ویژگی‌های بدخیمی‌ها کمک کند که در غیر این صورت توسط متخصصان انسانی نادیده گرفته می‌شوند. ترکیب رادیومیک و DL این توانایی را به رادیولوژیست‌ها در سراسر جهان در تشخیص بدخیمی‌های ریوی ارائه می‌دهد. در نهایت، مطالعه‌ای توسط افشار و همکاران [۲۹] یک مدل رادیومیک مبتنی بر یادگیری عمیق را برای پیش‌بینی نتیجه زمان تا رویداد پیشنهاد کرده است که از تصاویر خام اسکن‌های سی‌تی اسکن و پت اسکن[2] (PET) استفاده می‌کند و می‌تواند بر اساس تصویر، خطر مرگ یا عود، برای هر بیمار را محاسبه کند [۴۸].

محدودیت‌های هوش مصنوعی در سطح بالینی:

علیرغم نتایج امیدوارکننده هوش مصنوعی، پایگاه‌های داده کوچک یا بدون ساختار و داده‌های از دست رفته ممکن است منجر به کیفیت نامطلوب هوش مصنوعی شوند. به عنوان مثال، در تشخیص ندول‌های ریه و بدخیمی ریه، معمولا توانایی نرم‌افزار با توانایی رادیولوژیست‌های متخصص مقایسه می‌شود. با این حال، از آن جایی که هدف نهایی، نه تنها شناسایی گره‌های ریه بلکه تشخیص بدخیمی‌ها است، الگوریتم‌هایی باید ایجاد شوند تا بر شناسایی بدخیمی‌ها با استاندارد مرجع متفاوت تمرکز کنند [۴۹]. به طور مشابه، هوش مصنوعی محدودیت‌های دیگری نیز ایجاد می کند. به عنوان مثال، ویژگی‌های تصویربرداری سی‌تی اسکن در درجه اول به عنوان ورودی برای الگوریتم هوش مصنوعی برای تشخیص زودهنگام عفونت COVID-19 استفاده می‌شود. با این حال، لازم به ذکر است که در حالی که سی‌تی اسکن حساسیت بالایی دارد، ویژگی بسیار بالایی برای COVID-19 ندارد. بنابراین، تشخیص بیماری تنها بر اساس تصاویر سی‌تی اسکن با کمک هوش مصنوعی ممکن است اشتباه باشد [۵۰]. بنابراین، در حالی که هوش مصنوعی مزایای بسیاری دارد، مهم است که این محدودیت‌ها را در نظر داشته باشید. در نهایت، در نهایت، برای توسعه برنامه‌های هوش مصنوعی با ساختار مناسب که بتوانند در مطالعات دنیای واقعی مورد ارزیابی قرار گیرند، لازم است همکاری نزدیکی بین پزشکان و محققان هوش مصنوعی برقرار شود. این همکاری می‌تواند به اعتبارسنجی مدل‌های هوش مصنوعی قبل از استفاده آن‌ها در محیط‌های بالینی کمک کند.

نتیجه‌گیری:

پیاده‌سازی الگوریتم‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین یک موضوع در حال تکامل و مرتبط در پزشکی ریه است. خطاهای انسانی در زمینه پزشکی می‌تواند با تشخیص‌های فراموش شده، دیرهنگام و نادرست همراه باشد که منجر به بار سلامتی و اقتصادی می‌شود. هوش مصنوعی ابزاری کارآمد است که با کمک به تشخیص سریع، دقیق، زودهنگام، پیش‌بینی و همچنین درمان بیماری‌های ریوی، می‌توان از این مشکل جلوگیری کرد. با این وجود، فقدان دانش و اطمینان در به کارگیری هوش مصنوعی در عمل ممکن است مانع استفاده از هوش مصنوعی در زمینه پزشکی شود. علاوه بر این، الگوریتم‌های هوش مصنوعی که به خوبی انجام می‌شوند به یک پایگاه داده با کیفیت خوب نیاز دارند. پزشکان و توسعه دهندگان الگوریتم هوش مصنوعی باید از نزدیک برای به حداقل رساندن این محدودیت‌ها همکاری کنند. در حالی که هوش مصنوعی نمی‌تواند به‌طور کامل جایگزین تخصص پزشکان شود، می‌تواند به ارتقای فرآیند درمان کمک کرده و مراقبت از بیماران و خدمات بهداشتی را در سطح جهانی بهبود بخشد.

منابع:

1) Turner CR, Fuggetta A, Lavazza L, Wolf AL. A conceptual basis for feature engineering. Journal of Systems and Software. 1999;49(1):3-15.
2) LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. Nature. 2015;521(7553):436-444.
3) Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Advances in Neural Information Processing Systems. 2012;25.

[1] Radiomics
[2] Positron Emission Tomography (PET)

4) Sainath TN, Kingsbury B, Saon G, et al. Deep convolutional neural networks for large-scale speech tasks. Neural Networks. 2015;64:39-48.
5) Ma J, Sheridan RP, Liaw A, Dahl GE, Svetnik V. Deep neural nets as a method for quantitative structure-activity relationships. Journal of Chemical Information and Modeling. 2015;55(2):263-274.
6) Xiong HY, Alipanahi B, Lee LJ, et al. RNA splicing. The human splicing code reveals new insights into the genetic determinants of disease. Science. 2015;347(6218):1254806.
7) Feng Y, Wang Y, Zeng C, Mao H. Artificial intelligence and machine learning in chronic airway diseases: focus on asthma and chronic obstructive pulmonary disease. International Journal of Medical Sciences. 2021;18(13):2871-2889.
8) Kaplan A, Cao H, FitzGerald JM, et al. Artificial Intelligence/Machine Learning in Respiratory Medicine and Potential Role in Asthma and COPD Diagnosis. The Journal of Allergy and Clinical Immunology: In Practice. 2021;9(6):2255-2261.
9) Ali I, Hart GR, Gunabushanam G, et al. Lung nodule detection via deep reinforcement learning. Frontiers in Oncology. 2018;8:108.
10) FDA permits marketing of clinical decision support software for alerting providers of a potential stroke in patients [Internet]. 2018. Available from: https://www.fda.gov/news-events/press-announcements/fda-permits-marketing-clinical-decision-support-software-alerting-providers-potential-stroke
11) Rajkomar A, Dean J, Kohane I. Machine learning in medicine. New England Journal of Medicine. 2019;380(14):1347-1358.
12) Aikins JS, Kunz JC, Shortliffe EH, Fallat RJ. PUFF: an expert system for interpretation of pulmonary function data. Computers and Biomedical Research. 1983;16(3):199-208.
13) Khemasuwan D, Sorensen JS, Colt HG. Artificial intelligence in pulmonary medicine: computer vision, predictive model and COVID-19. European Respiratory Review. 2020;29(157).
14) Topalovic M, Das N, Burgel PR, et al. Artificial intelligence outperforms pulmonologists in the interpretation of pulmonary function tests. European Respiratory Journal. 2019;53(4).
15) Walsh SL, Calandriello L, Silva M, Sverzellati N. Deep learning for classifying fibrotic lung disease on high-resolution computed tomography: a case-cohort study. The Lancet Respiratory Medicine. 2018;6(11):837-845.
16) Gonem S, Janssens W, Das N, Topalovic M. Applications of artificial intelligence and machine learning in respiratory medicine. Thorax. 2020;75(8):695-701.
17) Hwang EJ, Park S, Jin K-N, et al. Development and validation of a deep learning–based automatic detection algorithm for active pulmonary tuberculosis on chest radiographs. Clinical Infectious Diseases. 2019;69(5):739-747.
18) Nam JG, Park S, Hwang EJ, et al. Development and validation of deep learning–based automatic detection algorithm for malignant pulmonary nodules on chest radiographs. Radiology. 2019;290(1):218-228.
19) Seah JC, Tang JS, Kitchen A, Gaillard F, Dixon AF. Chest radiographs in congestive heart failure: visualizing neural network learning. Radiology. 2019;290(2):514-522.
20) Yates E, Yates L, Harvey H. Machine learning "red dot": open-source, cloud, deep convolutional neural networks in chest radiograph binary normality classification. Clinical Radiology. 2018;73(9):827-831.
21) Lu MT, Ivanov A, Mayrhofer T, et al. Deep learning to assess long-term mortality from chest radiographs. JAMA Network Open. 2019;2(7):e197416-e197416.
22) Ardila D, Kiraly AP, Bharadwaj S, et al. End-to-end lung cancer screening with three-dimensional deep learning on low-dose chest computed tomography. Nature Medicine. 2019;25(6):954-961.
23) Celli BR, Wedzicha JA. Update on clinical aspects of chronic obstructive pulmonary disease. New England Journal of Medicine. 2019;381(13):1257-1266.
24) Rodrigues SdO, Cunha CMCd, Soares GMV, et al. Mechanisms, pathophysiology and currently proposed treatments of chronic obstructive pulmonary disease. Pharmaceuticals. 2021;14(10):979.
25) Moll M, Qiao D, Regan EA, et al. Machine learning and prediction of all-cause mortality in COPD. Chest. 2020;158(3):952-964.
26) Tang LYW, Coxson HO, Lam S, et al. Towards large-scale case-finding: training and validation of residual networks for detection of chronic obstructive pulmonary disease using low-dose CT. The Lancet Digital Health. 2020;2(5):e259-e267.
27) Castaldi PJ, Boueiz A, Yun J, et al. Machine learning characterization of copd subtypes: insights from the COPDGene study. Chest. 2020;157(5):1147-1157.
28) Fischer AM, Varga-Szemes A, Martin SS, et al. Artificial intelligence-based fully automated per lobe segmentation and emphysema-quantification based on chest computed tomography compared with global initiative for chronic obstructive lung disease

41) 41. Binczyk F, Prazuch W, Bozek P, Polanska J. Radiomics and artificial intelligence in lung cancer screening. Translational Lung Cancer Research. 2021;10(2):1186-1199.
42) 42. Farrokhi M, Taheri F, Moeini A, et al. Artificial intelligence for drug development, personalized prescriptions, and adverse event prediction. Kindle. 2024;4(1):1-180.
43) Charbgoo F, Behmanesh M, Mohebbi S, Shirvani Farsani Z. RNA nanotechnology in gene therapy of lung cancer Nafas Journal. 2014;1(2):1-9.
44) Farrokhi M, Moeini A, Taheri F, et al. Artificial intelligence in cancer care: from diagnosis to prevention and beyond. Kindle. 2023;3(1):1-149.
45) Zhang Y, Osanlouy M, Clark AR, et al., Pulmonary lobar segmentation from computed tomography scans based on a statistical finite element analysis of lobe shape. Medical Imaging 2019: Image Processing; 2019: SPIE.
46) Chauvie S, De Maggi A, Baralis I, et al. Artificial intelligence and radiomics enhance the positive predictive value of digital chest tomosynthesis for lung cancer detection within SOS clinical trial. European Radiology. 2020;30(7):4134-4140.
47) Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. European Journal of Cancer. 2012;48(4):441-446.
48) Afshar P, Mohammadi A, Tyrrell PN, et al. Deep learning-based radiomics for the time-to-event outcome prediction in lung cancer. Scientific Reports. 2020;10(1):12366.
49) Schreuder A, Scholten ET, van Ginneken B, Jacobs C. Artificial intelligence for detection and characterization of pulmonary nodules in lung cancer CT screening: ready for practice? Translational Lung Cancer Research. 2021;10(5):2378-2388.
50) Belfiore MP, Urraro F, Grassi R, et al. Artificial intelligence to codify lung CT in Covid-19 patients. La radiologia medica. 2020;125(5):500-504.

severity of smokers. Journal of Thoracic Imaging. 2020;35 Suppl 1:S28-s34.
29) Swaminathan S, Qirko K, Smith T, et al. A machine learning approach to triaging patients with chronic obstructive pulmonary disease. PLoS ONE. 2017;12(11):e0188532.
30) Shirvani Farsani Z, Jahangiri S, Mohebi S, Charbgoo F, Behmanesh M. Vitamin D and asthma: a review of molecular mechanisms and clinical studies. Nafas Journal. 2015;1(4):1-7.
31) Qin Y, Wang J, Han Y, Lu L. Deep learning algorithms-based ct images in glucocorticoid therapy in asthma children with small airway obstruction. Journal of Healthcare Engineering. 2021;2021:5317403.
32) Wu W, Bang S, Bleecker ER, et al. Multiview cluster analysis identifies variable corticosteroid response phenotypes in severe asthma. American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine. 2019;199(11):1358-1367.
33) Walsh SLF, Calandriello L, Silva M, Sverzellati N. Deep learning for classifying fibrotic lung disease on high-resolution computed tomography: a case-cohort study. Lancet Respiratory Medicine. 2018;6(11):837-845.
34) Choe J, Hwang HJ, Seo JB, et al. Content-based image retrieval by using deep learning for interstitial lung disease diagnosis with chest ct. Radiology. 2022;302(1):187-197.
35) Kulkarni S, Jha S. Artificial intelligence, radiology, and tuberculosis: a review. Academic Radiology. 2020;27(1):71-75.
36) 36. Chopra KK, Arora VK. Artificial intelligence and TB management - the way forward. Indian Journal of Tuberculosis. 2020;67(1):1-2.
37) Doshi R, Falzon D, Thomas BV, et al. Tuberculosis control, and the where and why of artificial intelligence. ERJ Open Research. 2017;3(2).
38) Li L, Qin L, Xu Z, et al. Using artificial intelligence to detect covid-19 and community-acquired pneumonia based on pulmonary ct: evaluation of the diagnostic accuracy. Radiology. 2020;296(2):E65-e71.
39) Zhu J, Shen B, Abbasi A, et al. Deep transfer learning artificial intelligence accurately stages COVID-19 lung disease severity on portable chest radiographs. PLoS ONE. 2020;15(7):e0236621.
40) Burdick H, Lam C, Mataraso S, et al. Prediction of respiratory decompensation in Covid-19 patients using machine learning: The READY trial. Computers in Biology and Medicine. 2020;124:103949.

Nafas, Vol. 11, No. 1, Spring 2024, Pages: 1-12

Review Article

Application of Artificial Intelligence in the Diagnosis of Pulmonary Diseases

Maryam Ghanbari[1], Sohameh Mohebbi[2*], Somayeh Arabzadeh[3]

1) Assistant Professor, Department of microbial biotechnology, faculty of biological science, Tehran North Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
2) Assistant Professor, Department of biotechnology, faculty of basic science, Ale Taha Institute of Higher Education, Tehran, Iran.
3) Assistant Professor, Department of Genetics, faculty of basic science, Ale Taha Institute of Higher Education, Tehran, Iran.

Abstract:
Artificial intelligence and machine learning (as its subset) are the branches of computer science in which machines are trained to imitate human intelligence and perform defined tasks. Accurate results and analysis of a large amount of data that cannot be done through conventional statistical methods can be provided by artificial intelligence. Artificial intelligence has been used in pulmonary medicine since almost two decades ago. So it can help to diagnose and predict lung diseases, based on clinical data, lung pathology, chest imaging, and pulmonary function tests. Applications based on artificial intelligence enable doctors to increase their precision in the treatment of lung diseases by using a huge amount of data. It is important for clinicians to understand how AI can address heterogeneous conditions such as asthma and chronic obstructive pulmonary disease where diagnostic criteria overlap. They should be able to understand the use of artificial intelligence in daily clinical practice, while, the patient safety issues should be considered. Artificial intelligence has a clear role in supporting of the physicians in the clinical environment. However, it seems that the trust in its usage has not yet been fully established. In general, artificial intelligence is expected to play a key role in helping doctors for diagnosis and management of the respiratory diseases in future, which will be followed by exciting benefits to patients and doctors. The purpose of this review is to discuss the use of artificial intelligence in pulmonary medicine and imaging in cases of obstructive lung disease, interstitial lung disease, infections, nodules and lung cancer.
Keywords: Artificial Intelligence, Machine Learning, Imaging, Lung, Respiratory, Lung Disease

[*] **Corresponding Authors:**
Sohameh Mohebbi, Assistant Professor, Department of biotechnology, faculty of basic science, Ale Taha Institute of Higher Education, Tehran, Iran. Email: s.mohebbi@aletaha.ac.ir