

نقش هوش مصنوعی در جلوگیری از بیماری های شغلی و ارتقای ایمنی محل کار

محمد امینی پور*

*کارشناس بهداشت عمومی، آبدانان، ایلام، ایران، mohammadaminipour98@gmail.com

چکیده

اهداف: در عصری که با پیشرفت های پویای فناوری مشخص می شود، رفاه نیروی کار همچنان سنگ بنای پیشرفت و پایداری است. چشم انداز صنعتی در حال تحول در دنیای مدرن تأثیر قابل توجهی بر سلامت و ایمنی شغلی (OHS) داشته است. تضمین رفاه کارگران و ایجاد محیط های کاری ایمن نه تنها از الزامات اخلاقی، بلکه از اجزای جدایی ناپذیر حفظ کارایی و بهره وری عملیاتی نیز هستند. هدف ما بررسی پیشرفتهایی است که با پتانسیل تغییر شکل ایمنی محل کار با ادغام فناوری های جدید مبتنی بر هوش مصنوعی (AI) برای جلوگیری از بیماری های شغلی و ارتقای راه حل های ایمنی، رخ داده اند. **روش ها:** منابع منتشر شده با استفاده از پایگاه های داده علمی PubMed، Embase، Google Scholar و از جمله یک بازه زمانی پایین تر از سال ۱۹۷۴، برای ثبت پیشرفت های زمانی در تشخیص بیماری های شغلی و راه حل های فناوری مورد استفاده در تأسیسات صنعتی، شناسایی شدند. **نتایج:** فناوری های مبتنی بر هوش مصنوعی، انقلابی در نحوه برخورد سازمان ها با سلامت و ایمنی ایجاد می کنند و بینش های پیش بینی کننده، نظارت بلادرنگ و استراتژی های کاهش ریسک را ارائه می دهند که نه تنها حوادث و خطرات را به حداقل می رسانند، بلکه راه را برای رویکردی پیشگیرانه تر و پاسخگو تر برای حفاظت از نیروی کار هموار می کنند.

نتیجه گیری: همزمان با پذیرش پتانسیل تحول آفرین هوش مصنوعی توسط صنایع، مرز جدیدی از امکانات برای افزایش ایمنی محل کار پدیدار می شود. این هم افزایی بین بهداشت حرفه ای و هوش مصنوعی، لحظه ای محوری در تلاش برای ایجاد محیط های کاری امن تر، سالم تر و پایدارتر را رقم می زند.

کلمات کلیدی: بیماری های شغلی، پنوموکونیوز، هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، شبکه عصبی، ایمنی محل کار

مقدمه

بهداشت و ایمنی شغلی بر حفظ سلامت افراد در محیط کار تمرکز دارد. اگرچه بیماری‌های شغلی مختلفی مرتبط با محیط‌های کاری وجود دارد، بیماری‌های ریوی مرتبط با قرار گرفتن در معرض زغال سنگ، سیلیس، آزبست، آلومینیوم، پنبه، سرب، بریلیم و غیره همچنان شایع‌ترین بیماری‌های مرتبط با کار هستند، (ماتیگا^۱ و همکاران، ۲۰۲۳). علیرغم تلاش‌ها، بیماری‌ها و حوادث شغلی همچنان یک نگرانی جهانی در مورد سلامت عمومی محسوب می‌شوند و منجر به پیامدهای قابل توجه بهداشتی و اقتصادی در کشورهای با درآمد کم تا متوسط مانند روسیه، چین و هند و همچنین در کشورهای با درآمد بالا می‌شوند، (ییتس^۲ و همکاران، ۲۰۲۳). شرایط نامناسب بهداشت و ایمنی شغلی در سراسر جهان باعث ۶۰ تا ۱۵۰ میلیون بیماری شغلی می‌شود که تخمین زده می‌شود تقریباً ۴ تا ۵ درصد از کل تولید ناخالص داخلی کشورهای مختلف را شامل شود (یاگزین^۳، ۲۰۱۱). طبق گزارش بار جهانی بیماری‌ها، ۱۲۵۰۰۰ نفر به دلیل پنوموکونیوز کارگران زغال سنگ (CWP)، سیلیکوزیس و آزبستوز کشته شده‌اند، (لوزانا^۴ و همکاران، ۲۰۱۲). اگرچه از سال ۲۰۱۵ کاهشی در وقوع جهانی پنوموکونیوز مشاهده شده است، اما هنوز جمعیت قابل توجهی از بیماران وجود دارند، میزان مرگ و میر در بین مبتلایان به پنوموکونیوز در سال‌های اخیر همچنان بالا بوده و از سال ۲۰۱۵ به بعد سالانه بیش از ۲۱۰۰۰ مرگ و میر داشته است، (کیو^۵ و همکاران، ۲۰۲۱).

این بررسی پیشرفتهایی را که با پتانسیل تغییر شکل ایمنی محل کار با ادغام فناوری‌های جدید مبتنی بر هوش مصنوعی برای جلوگیری از بیماری‌های شغلی و ترویج راه‌حل‌های ایمنی صورت گرفته است، خلاصه می‌کند.

روش‌شناسی

ادبیات منتشرشده از طریق پایگاه‌های علمی Embase، PubMed و Google Scholar شناسایی شد. بازه‌ی زمانی جست‌وجو از سال ۱۹۷۴ در نظر گرفته شد؛ سالی که نخستین استفاده از رویکرد دیجیتال در غربالگری بیماری‌های ریوی شغلی با استفاده از رادیوگرافی قفسه‌ی سینه گزارش شد. هدف از این بازه زمانی، پوشش دادن پیشرفت‌های زمانی در زمینه‌ی شناسایی بیماری‌های شغلی و راهکارهای فناورانه به‌کاررفته در محیط‌های صنعتی بود. واژه‌های کلیدی مورد استفاده در جست‌وجو عبارت بودند از: «هوش مصنوعی»، «بهداشت و ایمنی شغلی»، «اتوماسیون بهداشت و ایمنی»، «پایش محیط کار»، «شناسایی بیماری‌های شغلی»، «پیشگیری از حوادث»، «فناوری‌های پوشیدنی»، «آسیب‌های محیط کار» و «حوادث شغلی» که در ترکیب‌های گوناگون به‌کار گرفته شدند. همچنین، برای دقت بیشتر در جست‌وجو، اصطلاحاتی همچون «یادگیری عمیق»، «بینایی رایانه‌ای» و «پردازش زبان طبیعی» نیز در ترکیب با کلیدواژه‌های اصلی در پایگاه‌های یادشده استفاده شدند.

¹ - Matyga

² - Yates

³ - Youxin

⁴ - Lozano

⁵-Qi

۱- هوش مصنوعی و پیشگیری از بیماری‌های شغلی

تشخیص بیماری‌های شغلی در محیط‌های بالینی با چالش‌های جدی روبه‌رو است، به‌ویژه به دلیل دوره‌های نهفتگی طولانی این بیماری‌ها. نمونه‌هایی از این بیماری‌ها شامل پنوموکونیوز (بلکلی^۱ و همکاران، ۲۰۱۸)، سیلیکوزیس، آربستوزیس، سرطان ریه و بیماری مزمن انسدادی ریه (COPD) (ولاووویچ و سود^۲، ۲۰۲۱)، هستند که مدیریت بالینی را پیچیده می‌سازند. با این حال، پیشرفت‌های اخیر در حوزه هوش مصنوعی، به‌ویژه الگوریتم‌های دارای قابلیت یادگیری عمیق (DL)، توان بالایی در پردازش تصاویر ریوی نشان داده‌اند و تأثیر قابل توجهی در تشخیص بیماری‌ها بر اساس رادیوگرافی ساده داشته‌اند (چالی^۳ و همکاران، ۲۰۲۱). این الگوریتم‌ها می‌توانند تصاویر ریوی همچون رادیوگرافی قفسه سینه (CXR)، سی تی اسکن (CT) و تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) را تحلیل کرده و به شناسایی دقیق ندول‌ها، توده‌ها و الگوهای شاخص بیماری‌هایی نظیر مزوتلیوما، COPD و سیلیکوزیس کمک کنند.

انجام CXR برای هر فردی که از نظر ابتلا به پنوموکونیوز تحت بررسی قرار می‌گیرد، الزامی است؛ چراکه این بیماری همچنان یک معضل جدی بهداشت شغلی به‌ویژه در میان کارگران در معرض گردوغبار به‌شمار می‌آید. پنوموکونیوز بار قابل توجهی در سطح جهانی ایجاد کرده و به‌ویژه کشورهای با درآمد کم و متوسط را تحت تأثیر قرار داده است (لی^۴ و همکاران، ۲۰۲۲). تشخیص قطعی بیماری‌هایی نظیر CWP، سیلیکوزیس یا آربستوزیس، نیازمند فرآیندهای پیچیده تصمیم‌گیری بوده و چالشی مهم برای رادیولوژیست‌ها محسوب می‌شود. مدل‌های هوش مصنوعی در تحلیل داده‌های تصویربرداری دقت بالایی دارند و می‌توانند در افزایش داده، کاهش نویز تصاویر و تولید داده‌های مصنوعی مورد استفاده قرار گیرند؛ به‌گونه‌ای که تصاویر مصنوعی ریه مشابه داده‌های واقعی بیماران تولید شود (سلینا^۵ و همکاران، ۲۰۲۲). این امر می‌تواند در پیش‌بینی وضعیت آینده کارگران آسیب‌دیده و محدودسازی مواجهه با فرآیندهای پرخطر در صنایع گردوغبارزا مفید واقع شود.

با توجه به قابلیت‌های نوین، تصویربرداری نقشی اساسی در ارزیابی بیماری‌های ریوی ایفا می‌کند و الگوریتم‌های تجاری مبتنی بر هوش مصنوعی که برای تصویربرداری قفسه سینه طراحی شده‌اند و مورد تأیید نهادهای نظارتی قرار گرفته‌اند، هم‌اکنون در بیش از ۲۰ کشور به‌طور رسمی عرضه شده‌اند (چو^۶ و همکاران، ۲۰۲۲؛ راجپورکار و لونگرن^۷، ۲۰۲۳).

نخستین تلاش‌های مبتنی بر الگوریتم به کار کروگر^۸ و همکاران (۱۹۷۴) بازمی‌گردد که در تصمیم‌گیری‌های پزشکی از روش‌های ترکیبی نوری-دیجیتال شامل تبدیل فوریه نوری برای غربالگری و تشخیص بیماری‌های مرتبط با مراقبت و جبران خسارت افراد مبتلا استفاده کردند. در گام‌های اولیه، روش‌های کلاسیکی همچون موجک‌ها، توزیع چگالی، هیستوگرام‌ها و ماتریس هم‌رخدادی برای استخراج ویژگی‌های بافتی و ارزیابی معیارهایی همچون آنتروپی، همبستگی، همگنی، واریانس و چولگی به‌کار گرفته شد. این روش‌ها امکان تحلیل ترکیب و ساختار بافت و توصیف بیماری را فراهم کردند. در ادامه، تحقیقات با استفاده از شبکه‌های

¹ -Blackley

² -Vlahovich & Sood

³ -Çallı

⁴ -Li

⁵ -Cellina

⁶ -Choe

⁷ -Rajpurkar & Lungren

⁸ - Kruger

پرسپترون چندلایه (MLP)، الگوریتم‌های مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان چندرزلوشنی (SVM) و سپس کاربرد شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNNs) و الگوریتم‌های یادگیری عمیق در تحلیل تصاویر CXR گسترش یافتند. بر این اساس، هوش مصنوعی در حوزه‌های گوناگون بهداشت و ایمنی شغلی به کار گرفته شده است؛ مهم‌ترین آن ارتقای دقت و صحت تشخیص در بیماری‌های ریوی شغلی است.

۲- هوش مصنوعی و بهبود ایمنی شغلی

هوش مصنوعی در جنبه‌های گوناگون فرآیندهای کاری نقشی اساسی ایفا می‌کند و شیوه انجام و مدیریت وظایف را متحول ساخته است. این فناوری با بهره‌گیری از روش‌های محاسباتی در تحلیل و پردازش داده‌ها، امکان انجام اقداماتی خاص را فراهم می‌سازد که بر پویایی نیروی کار اثرگذار است. از جمله فناوری‌های مهم در این حوزه می‌توان به یادگیری ماشین (ML)، یادگیری عمیق (DL)، پردازش زبان طبیعی (NLP) و سیستم‌های خبره مبتنی بر قواعد (RBES) اشاره کرد. این فناوری‌ها در حوزه بهداشت شغلی نیز وارد شده‌اند و امکان بررسی داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته را فراهم می‌کنند. کاربردهای این فناوری متنوع بوده و شامل هماهنگ‌سازی ماشین‌آلات و فرآیندهای صنعتی، مدیریت نیروی کار (به‌ویژه از منظر منابع انسانی)، ارزیابی ریسک مشتریان، تحلیل مزایا و ارزیابی ایمنی کارکنان است. به‌منظور حفاظت از نیروی کار، کارفرمایان می‌توانند راهبردهای پیشنهادی مؤسسه ملی ایمنی و بهداشت شغلی ایالات متحده (NIOSH) را به کار گیرند. این اقدامات شامل ارائه اطلاعات و آموزش درباره خطرات شغلی، اجرای برنامه‌های جامع ایمنی و فراهم‌سازی تجهیزات حفاظت فردی (PPE) است. با وجود این تلاش‌ها، خطای انسانی همچنان یکی از علل مهم بروز حوادث شغلی به شمار می‌رود. در اینجا هوش مصنوعی می‌تواند نقشی حیاتی ایفا کند؛ چرا که با توانایی پردازش و تحلیل سریع داده‌ها، قادر است خطرات و تهدیدات بالقوه‌ای را که ممکن است از دید انسان پنهان بمانند، شناسایی کند. هوش مصنوعی همچنین رویکردهای نوینی در محیط‌های کاری معرفی کرده است که نمونه بارز آن، ارزیابی عملکرد کارکنان از طریق فرآیندهای فناورانه است (درانتی^۱، ۲۰۲۲).

۲-۱- کلاه‌های ایمنی هوشمند

کلاه‌های ایمنی هوشمند مجهز به مجموعه‌ای از حسگرها از جمله سیستم موقعیت‌یاب جهانی (GPS)، حسگر شناسایی با امواج رادیویی (RFID)، حسگر باند فوق‌وسیع (UWB) و نمای پیرامونی (AVM) هستند. این حسگرها به‌طور مشترک مکان کارگران، فعالیت‌های آنان، محیط پیرامونی و وضعیت سلامت فردی را پایش می‌کنند. برخی از حسگرهای تعبیه‌شده در کلاه ایمنی قابلیت سنجش کیفیت هوا را دارند و از این طریق به‌عنوان ابزاری حیاتی برای هشدار دادن به استفاده‌کنندگان از طریق آلارم و همچنین اطلاع‌رسانی به افسران ایمنی در محل در خصوص وجود گازها و آلاینده‌های خطرناک عمل می‌کنند. کلاه‌های ایمنی هوشمند با گردآوری و انتقال مؤثر داده‌های محل کار همراه با اطلاعات فردی، محیط کاری ایمن‌تر و نیروی کار سالم‌تری را فراهم می‌سازد. این ویژگی برای افرادی که در فضاهای بسته، تونل‌ها یا محیط‌های دارای خطوط گاز فعالیت می‌کنند، ارزش حیاتی دارد (هاوارد^۲، ۲۰۱۹).

^۱ - Deranty

^۲- Howard

۲-۲- ایمنی در محل کار از طریق ربات‌های مبتنی بر هوش مصنوعی

تأثیر تحول‌آفرین رباتیک مبتنی بر هوش مصنوعی نقشی چشمگیر در ارتقای ایمنی محیط کار داشته و از طریق حذف مواجهه کارگران با ماشین‌آلات خطرناک و تهدیدهای محیطی، موجب کاهش آسیب‌ها و مرگ‌ومیرهای شغلی شده است (هوارد و همکاران، ۲۰۲۴). شواهد اخیر بر اساس داده‌های سطح سازمانی مربوط به نرخ آسیب‌های شغلی که توسط گیل^۱ و همکاران (۲۰۲۲) ارائه شده است، نشان می‌دهد که با افزایش یک انحراف معیار در میزان استفاده از ربات‌ها (معادل ۱.۳۴ ربات به ازای هر ۱۰۰۰ کارگر)، نرخ آسیب‌های شغلی تقریباً به میزان ۱.۲ مورد به ازای هر ۱۰۰ کارگر تمام‌وقت کاهش می‌یابد (گیل و همکاران، ۲۰۲۲). محیط‌های کاری پرخطر همچون مدیریت مواد خطرناک، کار در ارتفاع و فعالیت در فضاهای بسته می‌توانند از این پیشرفت‌های فناوریانه مبتنی بر علم داده و هوش مصنوعی بهره‌برداری کنند. با این حال، استفاده از ربات‌ها با مجموعه‌ای از خطرات و تهدیدهای خاص خود همراه است که می‌تواند تأثیرات منفی بر محیط کار داشته باشد (بانگ^۲، ۲۰۲۲).

فناوری‌های هوش مصنوعی، یادگیری ماشین (ML) و یادگیری عمیق (DL) به‌عنوان فناوری‌های محوری در حوزه رباتیک شناخته می‌شوند و پیش‌بینی شده است که تا سال ۲۰۲۴ حدود ۷۵ درصد از سازمان‌ها هوش مصنوعی را در جریان‌های عملیاتی خود به‌کار گیرند، (ووشنگ^۳، ۲۰۲۲). در پاسخ به افزایش استفاده از ربات‌ها در صنعت، مرکز پژوهش‌های رباتیک شغلی (CORR) در سال ۲۰۱۷ توسط NIOSH تأسیس شد تا مزایا و معایب بالقوه ادغام ربات‌ها در نیروی کار را مورد ارزیابی قرار دهد. به‌کارگیری ربات‌های متحرک خودران (AMRs) نیز به بهبود اقدامات ایمنی در محیط‌های کاری کمک شایانی کرده است. وسایل نقلیه هدایت‌شونده خودکار (AGVs) و AMRها به‌طور گسترده در حوزه‌هایی همچون ساخت‌وساز و لجستیک بیمارستانی (از جمله تجهیزات ضد عفونی) به‌کار گرفته می‌شوند. به‌عنوان نمونه، ربات‌های توسعه‌یافته توسط یک شرکت رباتیک مستقر در دانمارک قادرند باری معادل ۱۳۵۰ کیلوگرم را جابه‌جا کنند و وظایف را در محیط‌های پویا با کارآمدی بالا انجام دهند؛ بدین ترتیب نقش انسان در وظایفی که شامل خطر برخورد یا آسیب‌های فیزیکی مانند صدمات کمر و سقوط هستند، به حداقل می‌رسد. این AMRها به سیستم‌های ایمنی چندحسگری از جمله اسکنرهای لیزری، دوربین‌های سب‌بعدی و حسگرهای مجاورت مجهز شده‌اند که داده‌ها را به یک الگوریتم پیشرفته برنامه‌ریزی منتقل می‌کند. این سامانه مسیر حرکت ربات را هدایت کرده و در صورت لزوم امکان توقف یا اصلاح مسیر را فراهم می‌سازد. علاوه بر این، ربات‌های پیشرفته هوش مصنوعی دارای قابلیت‌هایی هستند که تصمیم‌گیری ایمن در شرایط نقص حسگر را تسهیل می‌کنند و به همین دلیل به‌عنوان یکی از ایمن‌ترین AMRهای موجود در سطح جهانی شناخته می‌شوند، (مشیدی^۴ و همکاران، ۲۰۲۱).

نتیجه‌گیری

ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی ظرفیت بالقوه چشمگیری برای کشورهای در حال توسعه دارند؛ به‌ویژه در تحلیل الگوریتمی رادیوگرافی قفسه سینه (CXR)، جایی که ممکن است دسترسی به رادیولوژیست‌های متخصص با تأخیر همراه باشد. روش‌های هوش مصنوعی در رویارویی با چالش تشخیص بیماری‌های ریوی شغلی از طریق تصاویر رادیوگرافی بسیار سودمند واقع می‌شوند. افزون بر این، الگوریتم‌های هوش مصنوعی در ارزیابی ادعاهای جبران خسارت کارگران در معرض گردوغبار در هیئت‌های مربوط

^۱ - Gihleb^۲ -yang^۳ - woschank^۴ - Moshayedi

به پنوموکونیوز اهمیت دارند، زیرا می‌توانند از تأخیر ناشی از تشخیص‌های غیرقطعی، از جمله در بیماری‌هایی مانند سیلیکوزیس، جلوگیری کنند. برخی از نوآوری‌های اخیر، نظیر رمزگذار فاکتوریزه مبتنی بر ترنسفورمر (TBFE)، نتایج امیدبخشی در تشخیص پنوموکونیوز در مراحل پیش‌بالینی نشان داده‌اند. بازگشت موارد پنوموکونیوز در کشورهایمانند ایالات متحده و استرالیا ضرورت گسترش کاربردهای هوش مصنوعی را برجسته می‌سازد. حتی با وجود نظام‌های مراقبت سلامت پیشرفته، پروتکل‌های سختگیرانه ایمنی شغلی، و تکنیک‌های معدن‌کاری مکانیزه که برای کاهش مواجهه کارگران با ذرات طراحی شده‌اند، نبود درمان قطعی برای پنوموکونیوز نیاز به ادغام عمیق‌تر راهکارهای هوش مصنوعی را ایجاب می‌کند. با گردآوری و تحلیل داده‌های مربوط به فعالیت‌های کارگران، عملکرد تجهیزات و شرایط محیطی، ابزارهای هوش مصنوعی بینش‌های ارزشمندی برای مدیریت پیش‌نگر خطر فراهم می‌آورند. این رویکرد فعالانه، سازمان‌ها را قادر می‌سازد به سرعت خطرات نوظهور را شناسایی کرده، اقدامات ایمنی لازم را پیاده‌سازی نمایند و پیش از وقوع حادثه مداخله کنند. چنین ابزارهایی یک چرخه بازخورد مبتنی بر داده ایجاد می‌کنند که از طریق شناسایی الگوهای خطر، تحلیل روندها و به‌کارگیری مداخلات هدفمند، بهبود مستمر را امکان‌پذیر می‌سازد. در نهایت، ابزارهای پایش و نظارت محیط کار نقش محوری در ایجاد محیطی ایمن‌تر و مطمئن‌تر ایفا خواهند کرد و به‌طور معناداری از بروز آسیب‌های شغلی خواهند کاست.

هوش مصنوعی آینده‌ای امیدبخش را نوید می‌دهد؛ آینده‌ای که در آن تنوع زبانی و تعدد عوامل خطر می‌تواند آسیب‌پذیری ناشی از درک ناکافی خطرات محیط کار را تشدید کند. فناوری‌های هوش مصنوعی می‌توانند در درک و پاسخ‌گویی به نیازهای گروه‌های مختلف شغلی، اطلاع‌رسانی بهتر به سیاست‌گذاران و تدوین راهبردهای بهبود سلامت و ایمنی کارگران مورد استفاده قرار گیرند.

منابع :

Blackley, D. J., Halldin, C. N., & Laney, A. S. (2018). Continued increase in prevalence of coal workers' pneumoconiosis in the United States, 1970–2017. *American Journal of Public Health, 108*(9), 1220–1222. <https://doi.org/10.2105/AJPH.2018.304517>

Çallı, E., Sogancioglu, E., van Ginneken, B., van Leeuwen, K. G., & Murphy, K. (2021). Deep learning for chest X-ray analysis: A survey. *Medical Image Analysis, 72*, 102125. <https://doi.org/10.1016/j.media.2021.102125>

Cellina, M., Cè, M., Irmici, G., et al. (2022). Artificial intelligence in lung cancer imaging: Unfolding the future. *Diagnostics, 12*(11), 2644. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12112644>

Choe, J., Lee, S. M., Hwang, H. J., et al. (2022). Artificial intelligence in lung imaging. *Seminars in Respiratory and Critical Care Medicine, 43*(6), 946–960. <https://doi.org/10.1055/s-0042-1753463>

Gihleb, R., Giuntella, O., Stella, L., & Wang, T. (2022). Industrial robots, workers' safety, and health. *Labour Economics*, 78, 102205. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2022.102205>

Haykin, S. (2009). *Neural networks and learning machines* (3rd ed.). Pearson Education India.

Howard, J. (2019). Artificial intelligence: Implications for the future of work. *American Journal of Industrial Medicine*, 62(11), 917–926. <https://doi.org/10.1002/ajim.23037>

Kruger, R., Thompson, W., & Turner, A. (1974). Computer diagnosis of pneumoconiosis. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-4(1), 40–49. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1974.5408519>

Li, J., Yin, P., Wang, H., et al. (2022). The burden of pneumoconiosis in China: An analysis from the Global Burden of Disease Study 2019. *BMC Public Health*, 22(1), 1114. <https://doi.org/10.1186/s12889-022-13402-6>

Lozano, R., Naghavi, M., Foreman, K., et al. (2012). Global and regional mortality from 235 causes of death for 20 age groups in 1990 and 2010: A systematic analysis for the global burden of disease study 2010. *Lancet*, 380(9859), 2095–2128. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(12\)61728-0](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(12)61728-0)

Matyga, A. W., Chelala, L., & Chung, J. H. (2023). Occupational lung diseases: Spectrum of common imaging manifestations. *Korean Journal of Radiology*, 24(8), 795–806. <https://doi.org/10.3348/kjr.2023.0274>

Moshayedi, A. J., Xu, G., Liao, L., & Kolahdooz, A. (2021). Gentle survey on MIR industrial service robots: Review & design. *Journal of Modern Processing in Manufacturing and Production*, 10(1), 31–50.

Qi, X.-M., Luo, Y., Song, M.-Y., et al. (2021). Pneumoconiosis: Current status and future prospects. *Chinese Medical Journal*, 134(8), 898–907. <https://doi.org/10.1097/CM9.0000000000001461>

Rajpurkar, P., & Lungren, M. P. (2023). The current and future state of AI interpretation of medical images. *New England Journal of Medicine*, 388(21), 1981–1990. <https://doi.org/10.1056/NEJMr2301725>

Vlahovich, K. P., & Sood, A. (2021). A 2019 update on occupational lung diseases: A narrative review. *Pulmonary Therapy*, 7(1), 75–87. <https://doi.org/10.1007/s41030-020-00143-4>

Woschank, M., Rauch, E., & Zsifkovits, H. (2020). A review of further directions for artificial intelligence, machine learning, and deep learning in smart logistics. *Sustainability*, 12(9), 3760. <https://doi.org/10.3390/su12093760>

Yang, S., Zhong, Y., Feng, D., Li, R. Y. M., Shao, X. F., & Liu, W. (2022). Robot application and occupational injuries: Are robots necessarily safer? *Safety Science*, 147, 105623. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2021.105623>

Youxin, L. (2011). Economic burden. In T. L. Guidotti (Ed.), *Global occupational health* (online ed., pp. 536–543). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195380002.003.0029>

Yates, D. H., Perret, J. L., Davidson, M., Miles, S. E., & Musk, A. W. (2021). Dust diseases in modern Australia: A discussion of the new TSANZ position statement on respiratory surveillance. *Medical Journal of Australia*, 215(1), 13–15.e1. <https://doi.org/10.5694/mja2.51097>