پزشکی ژرف

چگونه هوش مصنوعی می تواند
مراقبت های سلامت را
دوباره انسانی سازد.

نویسنده
اریک توپال

مترجم
دکتر ایرج نبی پور

پزشکی ژرف

نویسنده

اریک توپال

ترجمه

دکتر ایرج نبی پور

به نام خداوند جان و خرد

سرشناسه	:	توپول، اریک ج.، ۱۹۵۴ - م. Topol, Eric J.
عنوان و نام پدیدآور	:	پزشکی ژرف/ نویسنده اریک توپال؛ ترجمه ایرج نبی‌پور.
مشخصات نشر	:	بوشهر: دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی بوشهر، انتشارات، ۱۳۹۸.
مشخصات ظاهری	:	۲۵۵ص.
شابک	:	978-600-5032-99-4
وضعیت فهرست نویسی	:	فیپا
یادداشت	:	عنوان اصلی: Deep Medicine: How Artificial Intelligence Can Make Healthcare Human Again,2019.
موضوع	:	انفورماتیک پزشکی
موضوع	:	Medical information
موضوع	:	هوش مصنوعی
موضوع	:	Artificial intelligence
شناسه افزوده	:	نبی پور، ایرج، ۱۳۴۲-، مترجم
شناسه افزوده	:	دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی استان بوشهر، انتشارات
رده بندی کنگره	:	R۸۵۸
رده بندی دیویی	:	۳۶۲/۱۰۲۸۵
شماره کتابشناسی ملی	:	۵۸۷۳۸۱۶

پزشکی ژرف

نویسنده: اریک توپال

مترجم: دکتر ایرج نبی پور

چاپ اول : پاییز ۱۳۹۸

حروفچینی: حسین آذری

ویراستار: دکتر کتایون وحدت، دارا جوکار

صفحه آرا: دارا جوکار

ناشر: انتشارات دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی بوشهر

چاپ : نزهت

شمارگان : ۲۰۰۰ جلد

بوشهر، خیابان معلم، دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی بوشهر

تقدیم به استاد ارجمند

جناب آقای دکتر فرشاد فرزادفر

که عشق ژرف او به ایران زمین همه را شگفت زده نموده است.

فهرست مندرجات

پیشگفتار مترجم ۱

پیشگفتار ۹

فصل اول: فنوتیپ ژرف در برابر پزشکی کم‌ژرفا ۱۷

فصل دوم: یادگیری ژرف ۵۳

الف) تشخیص پزشکی ۵۵

ب) چشم پزشکان ۸۳

ج) پزشکان قلب ۸۹

د) پزشکان سرطان ۹۵

ه) جراحان ۱۰۱

فصل سوم: سلامت روان ۱۰۵

فصل چهارم: هوش مصنوعی و نظام‌های سلامت ۱۲۱

فصل پنجم: کاوش ژرف ۱۳۹

اُمیکس‌های بیولوژیک و سرطان ۱۴۳

کشف و توسعهٔ دارو ۱۵۱

علوم اعصاب ۱۶۱

ابزارها و شاگردان جدید دانشمندان..... ۱۷۴

فصل ششم: تغذیهٔ ژرف..... ۱۸۱

فصل هفتم: دستیاران مجازی ۱۹۷

دستیار مجازی پزشکی در امروز ۲۰۲

ساخت دستیاران مجازی پزشکی آینده ۲۰۸

فصل هشتم: همدلی ژرف..... ۲۱۹

هدیهٔ زمان..... ۲۲۲

انسان بودن..... ۲۲۶

حضور..... ۲۳۰

معاینهٔ فیزیکی..... ۲۳۳

ارتباط بیمار - پزشک..... ۲۳۷

آموزش پزشکی..... ۲۴۱

پزشکی ژرف..... ۲۴۶

پیشگفتار مترجم

به نام آن که شگفتی هایش در ژرفای دریاهاست

دکتر اریک توپال یک کاردیولوژیست، بنیان‌گذار و رئیس انستیتو تحقیقاتی [پزشکی] ترجمانی اسکریپس[1] است و نقش پیش‌گامی را در همگرایی فناوری دانش پزشکی بر عهده دارد. هر چند که او صاحب بی‌شماری نوشتارهای پزشکی است امّا سه کتاب او در جوامع غربی با اقبال بسیار چشمگیری روبه‌رو شده‌اند.

نخستین کتاب او نابودی خلاقانهٔ پزشکی[2] است که بر حسگرها و توالی‌یابی به عنوان مسیری جهت دیجیتالی کردن پزشکی تمرکز دارد.

کتاب دوم او تحت عنوان «بیمار شما را هم اکنون خواهد دید»[3] به این می‌پردازد که چگونه طبابت با توانمند شدن بیماران با داده‌های سلامت خودشان، دچار تحول می‌شود. چکیده‌ای از کتاب دوم اریک توپال در فصل اول کتاب «پزشکی فرادقیق»، تألیف و ترجمهٔ این حقیر، توسط دانشگاه علوم پزشکی بوشهر به چاپ رسیده است.

---

[1] The Scripps Research Translational Institute

[2] The Creative Destruction of Medicine

[3] The Patient Will See You Now

کتاب سوم با عنوان «پزشکی ژرف»[1]، که در سال ۲۰۱۹ چاپ شد، شکل تکامل یافتهٔ اندیشهٔ اریک توپال را عرضه می‌دارد. از نظر او سه جزء اصلی در مدل «پزشکی ژرف» وجود دارد. جزء اول «فنوتیپ‌سازی ژرف» است که در آن امکان دیجیتالی شدن پزشکی با داده‌های جامع از سلامت و بیماری فرد در طول زندگی او فراهم می‌شود و این با به دست آوردن داده‌های گسترده از اُمیکس‌های ده‌گانه شامل ژنومیکس تا فیزیوم، اکسپوزوم، فنوم، ترسیم نگار اجتماعی، رفتارها و محیط زیست فرد، امکان‌پذیر می‌شود و این همان رهیافتی است که امروزه با عنوان «پزشکی فرادقیق» از آن یاد می‌شود. در حقیقت، *"پزشکی فرادقیق، رهیافتی در پزشکی است که تفاوت‌های ژنی، محیط زیست افراد و شیوهٔ زندگی آن‌ها را مدّنظر قرار می‌دهد و این هدف را با بازتعریف آگاهی ما از آغاز و پیشرفت، پاسخ درمانی و پیامدهای سلامت، از طریق اندازه‌گیری‌های دقیق ملکولی و عوامل محیط زیست و رفتاری که در سلامت و بیماری نقش دارند، فراهم می‌آورد."*

جزء دوم مدل «پزشکی ژرف» بر «یادگیری ژرف»[2] تأکید می‌ورزد. در شکل سنتی، مهندسین نرم‌افزار، دانش را به شکل کد رایانه‌ای تقطیر می‌نمایند که این کد مشخص می‌نماید چگونه داده‌ها پردازش گردیده و

[1] Deep medicine

[2] Deep learning

تصمیمات اتخاذ شوند. برای مثال، چنانچه یک بیمار، فشارخون بالا داشته باشد و داروی فشارخون نمی‌گیرد، آنگاه یک رایانهٔ برنامه‌ریزی شده مناسب می‌تواند درمان را پیشنهاد نماید. این تیپ سامانه بر پایهٔ قواعد[1]، منطقی و قابل تفسیر هستند ولی همانگونه که در مقالهٔ پر سر و صدای سال ۱۹۸۷ مجلهٔ پزشکی نیوانگلند عنوان شده است، گسترهٔ پزشکی *"چنان گسترده و پیچیده است که دشوار می‌باشد، (اگر نگوییم ناممکن) بتوان اطلاعات مربوطه را به شکل قواعد عرضه داشت."*[2]

از این رو، بحث یادگیری ماشین[3] در این زمان بسیار برجسته شده است. نقطهٔ کلیدی تمایز میان رهیافت‌های سنتی با یادگیری ماشین در آن است که در یادگیری ماشین، یک مدل از نمونه‌ها و مثال‌ها یاد می‌گیرد تا این که با قواعد برنامه‌ریزی شود. برای انجام دادن یک کار و عمل، «مثال‌ها»، به شکل «ورودی‌ها» (یافته‌ها)، و «خروجی‌ها» (برچسب‌ها) فراهم می‌شوند.

برای نمونه، اسلایدهای دیجیتالی خوانده شده توسط پاتولوژیست‌ها به یافته‌ها (یا ورودی‌ها به شکل پیکسل‌های اسلایدها) و خروجی‌ها (برای مثال، اطلاعات حاکی از این که یک اسلاید حاوی شواهد تغییراتی

---

[1] Rule-based systems

[2] Shwartz WB. Medicine and the computer- the promise and problems of change. N Engl J Med 1970;283:1257-640.

[3] Machine Learning

دال بر وجود سرطان است)، تبدیل می‌شوند. با استفاده از الگوریتم‌ها جهت یادگیری از مشاهدات، آنگاه رایانه تعیین می‌کند چگونه نگاشتی از یافته‌ها به خروجی‌ها انجام شود تا یک مدل که اطلاعات را عمومیت می‌دهد، خلق شود و بدین سان یک عمل را می‌توان به شکل درست و صحیح بر داده‌های جدید و هرگز دیده نشده (برای مثال، اسلاید پاتولوژی‌ای که هنوز توسط یک پاتولوژیست خوانده نشده است)، انجام داد. این فرایند به نام یادگیری ماشینِ نظارت شده[1] نامیده می‌شود. این توانایی یک مدل پیدا کردن الگوهای آماری، در میان میلیون‌ها یافته، می‌باشد و فعالیت آن چیزی است که از توان انسان خارج بوده و توسط ماشین‌های هوشمند (هوش مصنوعی) انجام می‌گیرد.[2]

اریک توپال در جزء دوم «پزشکی ژرف»، واژهٔ «یادگیری ژرف» را به کار می‌برد تا به توصیف شبکه‌های عصبی ژرف بپردازد؛ یعنی الگوریتم‌هایی که این اجازه را به نرم‌افزار می‌دهند تا خود را با انجام عملیات، به واسطهٔ پردازش شبکه‌های چند لایهٔ داده‌ها، آموزش دهد و بتواند به خوانش فرادقیق و سریع اسکن‌های پزشکی، ضایعات پوستی،

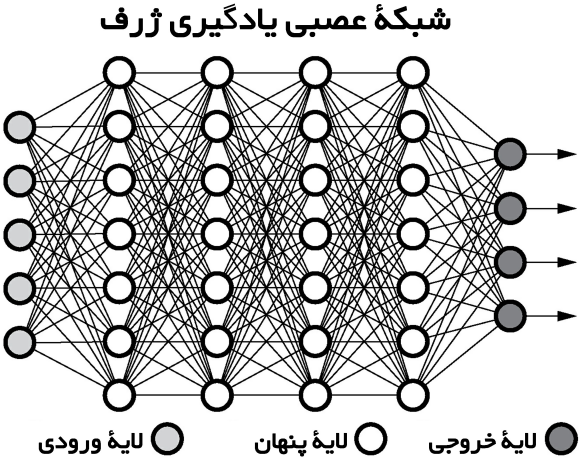
---

[1] Supervised Machine Learning

[2] برای آشنایی با یادگیری ماشین به مقالهٔ جدید مجلهٔ پزشکی نیوانگلند، مراجعه بفرمایید:

Rajkomar A, et al. Machine learning in medicine. New Engl J Med 2019;380:1347-58.

برداشت پولیپ‌های کوچک در هنگام کولونوسکوپی، شناخت پاتولوژی در تصاویر از شبکیهٔ چشم افراد دیابتی و آشکار نمودن آریتمی‌های قلبی مانند فیبریلاسیون دهلیزی (با رصد داده‌های حاصل از حسگرهای موجود بر روی مچ دست و غیره)، بپردازد.



ساختار یک شبکهٔ عصبی ژرف با یک لایهٔ ورودی،
بسیاری لایه‌های پنهان و لایهٔ خروجی

بخش عظیمی از کتاب «پزشکی ژرف»، اثر اریک توپال، به ارائه نمونه‌های کاربردی الگوریتم‌ها و هوش مصنوعی در رشته‌های تخصصی پزشکی می‌پردازد و به گسترهٔ علوم تغذیه و بیماری‌های روانی و نظام‌های سلامت تا پردازش گفتار و صوت و تبدیل هوش مصنوعی به عنوان یک

دستیار پزشکی برای مردم در عرصهٔ نظام ارائه مراقبت‌های سلامت، می‌پردازد.

بدین سان، هوش مصنوعی می‌تواند با ارائه تشخیص‌های فرادقیق، منسجم و یکپارچه، به افزایش بهره‌وری و کارآیی در نظام سلامت، کمک شایانی را بنماید؛ امّا آنچه که از نظر اریک توپال مهم است آن است که هوش مصنوعی با خرید وقت و زمان ارزشمند برای دست اندرکاران امور بالینی (از پرستاران تا پزشکان)، می‌تواند به شکل‌دهی یک رابطهٔ انسانی فراگیر میان ارائه دهندهٔ خدمات سلامت با بیمار، موجب شود. در ارتباط گسسته میان پزشک و بیمار که امروزه با آن روبه‌رو هستیم (یعنی ویزیت یک بیمار در کمتر از ۷ دقیقه که با عدم حس و لمس کردن بیمار و چشم دوختن در دیدگان او توأم است)، هوش مصنوعی خواهد توانست با فروکاستن از بار تشخیص و انجام بسیاری از وظایف، موجب شود که پزشک وقت بیشتری را به بیمارِ خود اختصاص دهد تا یک رابطهٔ مملو از همدلی میان آن‌ها شکل گیرد و از این رو، از نظر اریک توپال، جزء اساسی سوم در پزشکی ژرف «همدلی ژرف و ایجاد ارتباط»[1] است. چنین می‌نماید که در مدل «پزشکی ژرف» اریک توپال، با کاربرد هوش مصنوعی، پزشک به جایگاه دوبارهٔ پیشین خود، یعنی «انسان بودن»، باز می‌گردد.

[1] Deep empathy and connection

این مدل چنان خوش‌بینانه و سرشار از معنویت و روح عرفانی است که نخواستم آن را با وجود محدودیت‌ها و چالش‌هایی که در مسیر آن وجود دارند و نیز با پیچیدگی‌های فنی حاکم بر شکل گیری الگوریتم‌های پزشکی، محو نمایم؛ از این رو، این نوشتار ترجمه‌ای آزاد و رها از نکات و چهارچوب‌های سنتی ترجمانی است؛ به این امید که خوانندگان اندیشه‌ورز بتوانند خود هوشمندانه در آن به مکاشفه بپردازند.

در اینجا سزاوار است از دوست ارجمندم جناب آقای دکتر سامان رسایی کشوک که مرا در کسب مجوز ترجمه از انتشارات بیسیک بوکس[1] نیویورک و جناب آقای دکتر اریک توپال یاری نمودند، قدردانی نمایم.

از برادر گرامی جناب آقای دکتر حبیب رستمی، استاد محترم دانشگاه خلیج فارس که در بازخوانی متن و ترجمان واژگان فنی و تخصصی همت گماشتند، کمال سپاسگزاری را دارم.

از سرکار خانم دکتر کتایون وحدت و دکتر امیررضا بوالخیر که ویراستاری متن را پذیرفتند، از تلاش‌های جناب آقای مهندس دارا جوکار در خوانش متن، ویراستاری، صفحه‌آرایی و بازآفرینی تصاویر، سرکار خانم فاطمه مرزوقی که شکیبانه حروفچینی‌های متوالی متن را پذیرفتند، سرکار خانم زهرا صفایی در کتابخانهٔ مرکزی دانشگاه که در دریافت مجوزهای لازم اقدام نمودند و سرکار خانم دکتر پروا دهقانی که در تهیهٔ

[1] Basic Books

نسخهٔ الکترونیک کتاب مرا یاری کردند، صمیمانه قدردانی می‌نمایم.

امید است این نوشتار بتواند چشم‌انداز شاهراه شگفت‌انگیز و سرشار از زیبایی‌های فناورانه را که پزشکی مدرن را به پزشکی پسامدرن سوق می‌دهد و آمیخته به عرفان و حس انسان دوستی است را آشکار نماید تا پژوهندگان نستوه این سرزمین در خلق آن بتوانند آفرینش‌گر باشند.

دکتر ایرج نبی‌پور
عضو پیوستهٔ فرهنگستان علوم پزشکی جمهوری اسلامی ایران
گروه آینده‌نگاری، نظریه‌پردازی و رصد کلان سلامت

پیشگفتار

"زندگی فقط هنگامی درک می‌شود که به گذشته‌ها نگاه کرد؛ امّا این در حالی است که باید در آینده‌ها زندگی کرد."

سورن کیرکگارد[1]

در میان بسیاری از ویژگی‌هایی که ما را انسان می‌سازند و ما را از دیگر جانوران متمایز می‌سازند، این انگیزهٔ نگاه به گذشتهٔ‌مان است که خود را نشان می‌دهد. بسیار دشوار است که تصور نمود گونه‌های دیگر موجودات در شب‌هنگام پیرامون کسی که گریخته است و یا شغلی که توانسته‌اند داشته باشند، به فکر فرو روند. امّا ما نیز این را به عنوان شکلی از آموختگی خود، انجام می‌دهیم. به گذشتهٔ خود نگاه می‌کنیم آنچنان که انگار ما خالق آن بوده‌ایم، در تاریخ ثبت شده غوطه‌ور می‌شویم، نقاط عطف پیشرفت را از رام کردن آتش تا ریزتراشه ترسیم می‌کنیم و آنگاه تلاش می نماییم تا آن را ملموس سازیم.

---

[1] Søren Kierkegaard

این اندیشهٔ کیرکگارد که ما در آینده زندگی می‌کنیم ولی آن را در گذشته درک می‌کنیم به معنای چیزی بیشتر از آن نیست که ما گذشته را به خاطر می‌آوریم و شاید در بهترین حالت فقط یک ثبت (غیردقیق) از آن را خواهیم داشت. امّا با پوزش از او و از جرج سانتایانا[1]، درک تاریخ، ما را از تکرار آن ایمن نمی‌سازد. یک بررسی شتاب‌زده از اخبار نشان می‌دهد که این موضوع واقعیت دارد. به شکل خلاصه، حتی به عنوان یک راهنما که از چه باید اجتناب ورزید، گذشته قابل اعتماد نیست. فقط آینده است که مسلم می‌باشد زیرا این هنوز ما هستیم که باید آن را بسازیم.

چه چیزی ما را در نزد آینده‌پژوهان (مانند نویسندهٔ این کتاب شگفت‌انگیز)، به یاد می‌آورد. با شنیدن این موضوع که برادران رایت هوانورد شدند معمولاً آینده‌پژوهان می‌توانند خطوط هوایی اقتصادی، هاب‌های خط هوایی و این که انسان‌ها در حال قدم زدن بر روی ماه هستند را به خوبی پیش‌بینی کنند. این افراد تاریخ‌دانان کنونی هستند که با مطالعهٔ آنچه که امروز است، کار را آغاز می‌کنند و نمی‌پرسند که چگونه باید از مخاطرات گذشته اجتناب کرد بلکه از چگونگی فزونی دهندگی مزیت‌های آینده، پرسمان می‌کنند. با قلم و برگ یا تبلت در دست، آن‌ها در مرزهای علم گام می‌زنند و با آن‌هایی که در لبهٔ علم جای دارند، به آموزش و گفتگو می‌پردازند که این شامل کسانی که دچار لغزش شده‌اند

[1] G. Santayana

نیز می‌شود. آن‌ها در جستجوی نوآوران، دانشمندان، تک‌تازان و رؤیاپردازان می‌باشند. گوش داده، پایش و پالایش کرده و از ورای بسیاری از رشته‌های علوم، به خلق دانش می‌پردازند تا همهٔ آن را برای مابقی‌مان ملموس سازند. همانگونه که کتاب «پزشکی ژرف» به شما نشان خواهد داد، کار آن‌ها یک کنش عقلانی سهمگین و وضعیتی خارق‌العاده از خلاقیت است. این کنش همان مقدار از مغز راست را درگیر می‌کند که چپ را مشغول می‌دارد، و ژرف اندیشی‌ها را طلب می‌کند؛ زیرا آنچه در این کتاب است، به همان اندازه که الهام است، شرح نیز می‌باشد.

کتاب «پزشکی ژرف» سومین اکتشاف اریک توپال است از آنچه که خواهد بود. کتاب‌های پیشین او با بررسی این که هم‌اکنون ما کجا هستیم، چشم‌انداز آینده‌نگرانه‌اش را آشکار می‌نمایند. در «پزشکی ژرف»، اریک توپال می‌گوید که ما در دوران انقلاب صنعتی چهارم زندگی می‌کنیم، انقلابی چنان ژرف که ممکن است از لحاظ تغییرات بنیادینی که خلق می کند فقط کافی نباشد آن را با اختراع نیروی بخار، راه‌آهن، الکتریسته، تولید انبوه و حتی دوران رایانه‌ها مورد مقایسه قرار دهیم. دورهٔ انقلاب صنعتی چهارم در حول «هوش مصنوعی»، رباتیک و داده‌های بزرگ می‌چرخد و تحولاتی سهمگین را خبر می‌دهد که هم‌اکنون در شیوه‌ای که ما زندگی و کار می‌کنیم و حتی شیوه‌ای که ما در مورد خودمان به عنوان موجود انسانی فکر می‌کنیم، هویدا است. این

انقلاب، پتانسیل عظیمی را برای کمک و نیز آسیب‌رسانی در خود دارد و شکاف سهمگینی که هم‌اکنون میان کسانی که بسیار دارند و کسانی که اندک دارند را با گذشت هر سال، فزون‌تر می نماید.

این انقلاب بر هر کوشش انسانی که شامل پزشکی نیز می‌شود، چیرگی می‌یابد. خود پزشکی هم‌اکنون در لحظه‌ای بحرانی قرار دارد. به عنوان یک حرفه، با وجود همهٔ پیشرفت‌های خارق‌العاده‌ای که در هنر و علم پزشکی در چهار دههٔ گذشته روی داده‌اند ما اغلب هنوز در درمان بیماران خود با شکست روبه‌رو می‌شویم. ما در پیگیری دستورالعمل‌های بالینی اثبات شده، شکست می‌خوریم و در هنر پزشکی نیز با ندیدن بیمار خاص و منحصر به فرد در روبه‌روی خود، ناکام هستیم. ما از ژنوم بیماران آگاهی داریم ولی با گوش فراندادن به داستان آن‌ها، قلب‌های شکستهٔ آن‌ها را ثبت نمی‌کنیم. ضایعات نوروفیبروما به فشار خون دوره‌ای آن‌ها مربوط و همچون توده‌هایی برجسته بر روی پوست بیماران برمی‌خیزند و لازم است برای دیدن آن‌ها، روپوش بیماران را کنار بزنیم، اما نمی‌بینیم؛ زیرا به معاینهٔ بدن بیماران نمی‌پردازیم و چشم در صفحهٔ دستگاه‌ها دوخته‌ایم؛ ما فتق گیرافتاده‌ای که استفراغ بیمار پیر را توصیف می‌کند تشخیص نمی‌دهیم و منتظر اسکن CAT گران‌قیمت و رادیولوژیست می‌مانیم تا به ما بگوید چه چیزی در معرض چشمان ما هست. کشورهای با بیشترین هزینه‌های مراقبت‌های سلامت، در پشت کشورهایی قرار می‌گیرند که در رتبه‌بندی‌های پایه مانند

مرگ و میر کودکان، بسیار کمتر هزینه می‌کنند. فکر می‌کنم این بسیار گویا است که کتاب «پزشکی ژرف» با شرح حکایت سهمگین تخصصی و آشکارسازِ جریحه‌دار کنندهٔ پزشکی و دردناک خودِ نویسندهٔ کتاب، آغاز می‌شود که به او در هنگام بیماری‌اش همچون یک فرد، یعنی کسی با یک بیماری ناشایع، نگریسته نشد.

این نباید ما را شگفت‌زده نماید که فناوری، با وجود شیوه‌ای دراماتیک که توانایی ما را در تصویرسازی از بدن، اندازه‌گیری و پایش ساختار ملکولی آن تغییر داده است، هنوز هم به بدی انسان‌ها، در تشخیص بیماری‌ها، عمل می‌کند. مثال خیره کنندهٔ آن در نظام‌های ثبت مراقبت‌های سلامت الکترونیک (HERS)[1] نهفته است که هم‌اکنون در اکثر بیمارستان‌ها به کار می‌رود. این نظام‌ها برای صورتحساب‌ها طراحی شدند و نه برای استفادهٔ آسان توسط پزشکان و پرستاران. آن‌ها بر تندرستی پزشکان اثر گذاشته‌اند و مسئول سایش و فرسودگی روانی آن‌ها هستند؛ افزون بر این، آن‌ها بی‌اعتنایی به بیمار را همچون مزاحمی در اتاق موجب گردیده‌اند؛ زیرا صفحهٔ نمایشگر، توجه پزشک را از بیمار روبه‌رو می‌کاهد. آناتول برویارد در کتاب «سرمست شده با ناخوشی‌ام»، حکایت سوزناکی پیرامون سرنوشت نهایی سرطان کشندهٔ پروستات یک مرد را توصیف می‌کند که چنین آرزو می‌کند که ای کاش اورولوژیست او *"در مورد وضعیت من برای حداقل پنج*

[1] Electronic Healthcare Record Systems (EHRS)

دقیقه در فکر غوطه می‌خورد و حداقل یک بار اندیشه‌اش را به من عرضه می‌داشت و در فضایی تنگ به من پیوند می‌یافت و روحم را به خوبی تن گوشتی‌ام بررسی می‌کرد تا به ناخوشی‌ام دست می‌یافت زیرا هر فردی به شیوهٔ خودش ناخوش است".این بیان سوزناک، در دوران ثبت الکترونیکی پزشکی، نیاز اساسی یک انسان بیمار را بیان می‌دارد؛ این محدود به زمان نیست، من بر این باورم که این دیدگاه مقاوم به هر تغییری است حتی همچنان که جهان پیرامون ما تغییر می‌کند. چنین اندیشه‌ای بر این گذاره تأکید می‌ورزد که *"هر مرد و زنی، به شیوهٔ خود بیمار است."*

من پیرامون آینده برانگیخته شده‌ام، پیرامون توان رام کردن داده‌های بزرگ، هوش مصنوعی و یادگیری ژرف[1]، با ظرفیت محض خود جهت شخم زدن داده‌های حجیم و یادگیری توأمان، برای ما تشخیص و پیش‌آگهی بیماری‌ها را در حد فرادقیق[2]، به ارمغان می‌آورند. این به معنای آن نیست که آن‌ها جایگزین انسان‌ها هستند: آنچه این فناوری‌ها فراهم می‌آورند یک پیشنهاد است، پیشنهادی که احتمالاً از آنچه تاکنون بوده است، دقیق‌تر می‌باشد. امّا این به پزشک یا تیم درمانگر دانا، مراقب و آگاهمند نیاز دارد تا این پیشنهاد را برای فرد بیماری که روبه‌روی آن‌ها نشسته است، زیبنده سازند. بیش از دو هزار سال پیش، بقراط گفته است:

---

[1] Deep learning

[2] Precision

"این بسیار مهم است تا دانسته شود چه شخصی یک بیماری را دارد تا این که بدانیم چگونه بیماری‌ای آن فرد دارد."

رابرت کالیف و رابرت روزاتی، در نوشتاری سردبیری، در سال ۱۹۸۱، در مورد استفاده از رایانه جهت تفسیر خطر پس از انجام تست ورزش استرسی، چنین نوشتند: *"تفسیر مناسب و به کارگیری داده‌های رایانه‌ای بیش از هر منبعی از داده که در گذشته داشته‌ایم، به خرد دکترها بستگی خواهد داشت."* این یک اصل است که محدود به زمان نبوده و تا زمانی که انسان‌ها هستند، پابرجا و پایدار است.

در انتها به این واقعیت باشکوه می‌رسیم که ما انسان هستیم و وجود و ذاتی کاشته شده در تن‌های خود هستیم، یک ذهن با همهٔ پیچیدگی‌های خود در تنی که به همان اندازه پیچیده است. برهم‌کنش یکی با دیگری، هنوز هم به صورت بسیار ژرفی سحرانگیز پابرجا مانده است. آنچه سحرآمیز نیست این است: هنگامی که بیمار هستیم، ما یک نیاز اساسی داریم که مورد مراقبت قرار گیریم؛ بیماری ما را کودک‌وار می‌کند، به ویژه زمانی که بیماری شدید است و گرچه ما پیشرفته‌ترین مهارت‌های فنی، دقت علمی و بهترین درمان را می‌خواهیم اما دوست داریم که پزشک‌مان ما را «درک کند» (اما بر خلاف زمان بقراط، چنین دانستنی‌ای شامل ژنوم، پروتئوم، متابولوم، ترانس‌کریپتوم و پیش‌گویی‌های رانش‌یافته با هوش مصنوعی و غیره می باشد) و شدیداً می‌خواهیم همهٔ این‌ها توسط یک پزشک با وجدان

مراقبت کننده و تیم مراقبت سلامت، بیان شود. ما پزشکی می‌خواهیم که شخصی مراقبت کننده باشد و نه یک ماشین که او به ما وقتی را اختصاص می‌دهد تا با معاینه‌ای مهربانانه، حداقل مکان بیماری را بر روی تن ما و نه بر روی یک بیوپسی یا تصویر و یا هر گزارش پزشکی، یافت نماید و با لمس کردن جایی که بیماری به ما آسیب می‌زند به شخصیت و شکایت‌مان اعتبار ببخشد. همانگونه که پی‌بادی[1] در سال‌های گذشته گفت، *"راز مراقبت از بیماران، در مراقبت از بیمار نهفته است."*

ما می‌خواهیم آن کسانی که مراقبت از ما را انجام می‌دهند، قلب‌های ما را بدانند، ژرف‌ترین ترس‌ها، آنچه که ما برای آن زندگی می‌کنیم و برای آن خواهیم مرد. این ژرف‌ترین میل ما هست و همیشه خواهد بود.

دکتر آبرهام ورگز[2]
بخش بیماری‌های داخلی
دانشگاه استانفورد

[1] Peabody

[2] Abraham Verghese

فصل اول

فنوتیپ ژرف در برابر پزشکی کم‌ژرفا

یک نوزاد سالم که به خوبی از شیر مادر تغذیه می‌کرد در روز سوم تولد به خانه فرستاده شد ولی مادرش در روز هشتم، او را به اورژانس رادی[1] آورد. او در تشنج دائم بود که به آن صرع پایدار می‌گویند. هیچ علامتی از عفونت نبود. سی‌تی‌اسکن مغز طبیعی بود و الکتروآنسفالوگرام نیز صرع بدون پایان نشان می‌داد. بسیاری از داروهای قوی نتوانستند تشنج را کاهش دهند و حتی وضعیت را شدیدتر کردند. پیش آگهی نوازد که شامل آسیب مغزی و مرگ بود، غم انگیز به نظر می‌آمد. یک نمونهٔ خون به بنیاد ژنومیک رادی، برای توالی‌یابی سریع کامل ژنوم فرستاده شد. توالی ژنوم شامل ۱۲۵ گیگابایت داده و تقریباً پنج میلیون جایگاه ژنی می‌شد که ژنوم کودک در این مکان‌ها با شایع‌ترین ژنوم‌ها تفاوت داشت. حدود بیست ثانیه برای یک نوع از هوش مصنوعی موسوم به پردازش زبان طبیعی[2] طول کشید تا پروندهٔ پزشکی الکترونیک کودک را هضم کرده و هشتاد و هشت فنوتیپ (تقریباً بیست بار بیشتر از آن چه پزشکان در فهرست مشکلات خود چکیده کرده بودند) را تعیین نماید. الگوریتم‌های یادگیری ماشین[3]،

[1] Rady

[2] Natural –language Processing

[3] Machine-learning algorithms

به سرعت تقریباً پنج میلیون تنوع ژنتیکی[1] را الک نمود تا به شکل خام، ۷۰۰ هزار تنوع نادر را یافت نماید. از این‌ها، ۹۶۲ مورد به عنوان عوامل بیماری شناخته می‌شوند. ترکیب این اطلاعات با داده‌های فنوتیپی کودک، سیستم ژنی به نام *ALDH7A1* را به عنوان محتمل‌ترین متهم مورد شناسایی قرار داد. این تنوع ژنتیکی بسیار نادر است و در کمتر از ۰/۰۱ درصد از جمعیت روی می‌دهد و موجب نقص متابولیک گردیده که به تشنج منتهی می‌شود. خوشبختانه، می‌توان توسط مکمل‌سازی با ویتامین B_6 و آرژنین که یک اسید آمینه است، همراه با محدودیت در مصرف اسید آمینهٔ لیزین، بر اثر آن غلبه نمود. با این تغییرات که در تغذیه کودک انجام شد، تشنج‌های او به صورت ناگهانی به انتها رسید و پس از ۳۶ ساعت از بیمارستان مرخص گردید. در پیگیری که به عمل آمد او به صورت کامل در سلامت بود و هیچ گونه‌ای از صدمهٔ مغزی و یا تأخیر در رشد و نمو، نشان نداد.

نکتهٔ کلیدی در نجات جان این کودک، تعیین نمودن ریشهٔ علت شرایط او بود. تعداد کمی بیمارستان هم‌اکنون در جهان هستند که توالی‌یابی ژنوم نوزادان بیمار را انجام می‌دهند و از هوش مصنوعی جهت شناختن بیماری با یکپارچه‌سازی داده‌های بیمار با ژنومیک استفاده می‌کنند. گرچه پزشکان بسیار خبره ممکن بود در نهایت به درمان درست

[1] Genetic variants

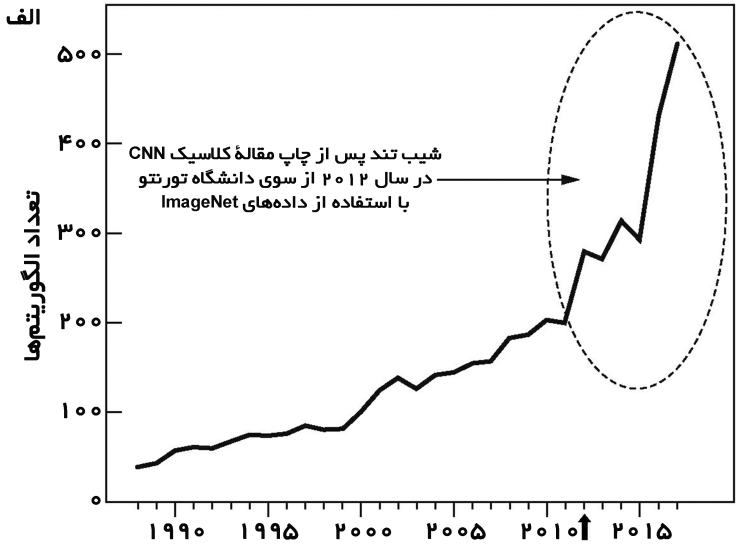
این بیمار نائل شوند ولی ماشین‌ها می‌توانند بسیار تندتر و بهتر از انسان‌ها این گونه کارها را انجام دهند. البته نباید این نکته را از خاطر دور نمود که تلاش‌های هم‌افزایانهٔ انسان‌های نخبه و هوش مصنوعی می‌توانند به یک پیروزی پزشکی منجر شوند.

هوش مصنوعی، روز به روز به زندگی روزانهٔ ما بیشتر نفوذ می‌کند. از لحاظ مفهومی، ریشه‌های هوش مصنوعی به بیش از ۸۰ سال پیش باز می‌گردد و در دههٔ ۱۹۵۰ این نام برگزیده شد ولی اخیراً اثر بالقوهٔ آن در مراقبت‌های سلامت، جلب نظر کرده است. وعدهٔ هوش مصنوعی در پزشکی شامل فراهم کردن دیدگاه‌های جامع و همچنین ترکیبی از داده‌های پزشکی است تا بدین وسیله بتوان تصمیم‌گیری را بهبودی داده و از خطاهای پزشکی مانند تشخیص‌های اشتباه و اعمال غیرضروری اجتناب ورزیده و در ارائه دستورات پزشکی و ترجمان آزمون‌های مناسب و پیشنهاد درمان کمک نمود. آن چه که در پس زمینهٔ همهٔ آن‌ها نهفته است، «داده» است. ما هم‌اکنون به خوبی در دوران «داده‌های بزرگ» زندگی می‌کنیم؛ زتابایت[1] داده (سکستیلیون[2] بایت یا داده‌هایی به اندازه‌ای کافی که می‌توان به شکل خام یک تریلیون گوشی هوشمند را پر کرد) در هر سال در جهان تولید می‌شود. در پزشکی این داده‌ها شامل توالی‌یابی ژنوم کامل، تصاویر

[1] Zettabytes = 10^{21} bytes

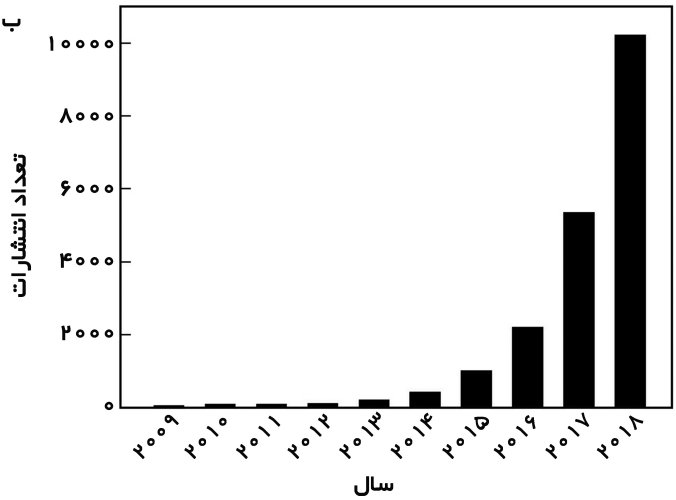
[2] Sextillion

با بزرگ‌نمایی بالا و خروجی‌های مداوم حاصله از حسگرهای پوشیدنی است. همچنان که داده‌ها جاری هستند ولی واقعاً ما فقط بخشی از آن‌ها را پردازش می کنیم که در بهترین تخمین‌ها پنج درصد است. پیشرفت‌های هوش مصنوعی موجب رام کردن داده‌های بزرگ[1] و سرکش به واسطهٔ به کار بردن آن‌ها است.



شکل ۱: افزایش در یادگیری ژرف الگوریتم‌های هوش مصنوعی از زمان چاپ مقالهٔ شناسایی تصویر (Image recognition) در سال ۲۰۱۲

[1] Big data



شکل ۲: افزایش در ژرفا

زیرگونه‌های بسیاری از هوش مصنوعی وجود دارند. در سال‌های اخیر، هوش مصنوعی به مدل‌های شبکه‌ای ژرف مانند یادگیری ژرف[1] و یادگیری تقویتی[2] گسترش یافته است. زیرگونه‌های یادگیری ژرف هوش مصنوعی از سال ۲۰۱۲ آهنگ شتاب خارق‌العاده‌ای را به دست آورده‌اند؛ یعنی از زمانی که یک مقالهٔ کلاسیک پیرامون شناسایی تصویر[3] به چاپ رسید. تعداد الگوریتم‌های یادگیری ژرف و جدید هوش مصنوعی و مقالات مرتبط، از آن زمان به بعد رشد تصاعدی داشته‌اند و در این گذار، شناخت ماشینی الگوها

[1] Deep learning

[2] Reinforcement learning

[3] Image recognition

از مجموعهٔ داده‌های عظیم، امکان‌پذیر شده است؛ به گونه‌ای که در چند سال گذشته، چندین مطالعه پیرامون یادگیری ژرف در ژورنال‌های پزشکی سطح بالا به چاپ رسیده‌اند و بدین طریق بسیاری در جامعهٔ پزشکی از این که یادگیری ژرف می‌تواند چه نتایجی به همراه داشته باشد، شگفت زده شده‌اند. این مطالعات از توانایی هوش مصنوعی در تشخیص بعضی از تیپ‌های سرطان پوست (که حتی شاید بهتر از متخصصین پوست انجام می‌شوند) پرده برداشته‌اند. همچنین هوش مصنوعی در شناسایی اختلالات خاص ریتم قلبی مانند متخصصین قلب و عروق عمل کرده و اسکن‌های پزشکی و اسلایدهای آسیب‌شناسی را به خوبی رادیولوژیست‌ها و پاتولوژیست‌های خبره تفسیر نموده و به زیبایی متخصصین چشم، بیماری‌های چشمی را تشخیص داده و بهتر از متخصصین سلامت روان، خودکشی‌ها را پیش‌بینی می‌کند. این مهارت‌ها به شکل برجسته‌ای شامل شناسایی الگوها توأم با یادگیری ماشین این الگوها پس از آموزش یافتن از صدها هزار (به زودی میلیون‌ها) مورد است. چنین سامانه‌هایی بهتر و بهتر می‌شوند و نرخ خطای یادگیری از داده‌های بر پایهٔ متن، گفتار و تصویربرداری هوش مصنوعی به زیر پنج درصد افت پیدا کرده و از آستانهٔ انسانی نیز گذر نموده است. گرچه می‌بایست مرزی باشد که یادگیری متوقف شود ولی ما هنوز به آن آستانه نرسیده‌ایم و بر عکس انسان‌ها که خسته می‌شوند و روزهای بدی دارند و ممکن است دچار هیجان شده و برانگیخته

گردیده و از خواب محروم شوند، هوش مصنوعی می‌تواند ۲۴ ساعتِ هفت روز هفته را بدون مرخصی و شکایت کار کند.

به شکل قابل ادراک آمیزی، این موضوع، پرسش‌هایی پیرامون نقش پزشکان را برانگیخته است و این که در آینده هوش مصنوعی چه اثری بر طبابت و حرفهٔ پزشکی خواهد گذاشت. من فکر نمی‌کنم که هوش مصنوعی با یادگیری ژرف بتواند تمام آزار و رنج‌های مراقبت‌های سلامت مدرن را بزداید ولی جدول ۱ حسی از این که چگونه این ابزار می‌تواند به کار برده شود و در مورد آن به حدّ افراط گفته شده است را نشان می‌دهد.

جدول ۱: انتظارات بیگانه‌وار برای هوش مصنوعی در مراقبت‌های سلامت؛ یک فهرست جزئی

فزونی کارآیی پزشکان در همهٔ وظایف
تشخیص غیرقابل تشخیص
درمان غیرقابل دیدن
دیدن غیرقابل دیدن در اسکن‌ها و اسلایدها
پیش‌بینی غیرقابل پیش‌بینی
طبقه‌بندی غیرقابل تقسیم بندی
حذف جریان‌های کاری غیرکارآمد
حذف پذیرش‌ها و بازپذیرش‌های بیمارستانی
حذف زیاده‌روی مشاغل غیرلازم
تبعیت دارویی ۱۰۰ درصد
آسیب صفر به بیماران
درمان سرطان

آنچه مسلم است، با گذشت زمان، هوش مصنوعی به ما کمک می‌کند تا به سوی هر کدامیک از این اهداف حرکت کنیم امّا این یک ماراتن بدون خط پایان است.

یادگیری ژرف هنوز با محدودیت روبه‌رو است. این الگوریتم‌های شبکه عصبی بستگی به شناختن الگوها دارد که برای بعضی از پزشکان که به شکل سهمگینی به تصاویر متکی هستند، مناسبت دارد مانند رادیولوژیست‌ها که به اسکن‌ها نگاه می‌کنند و پاتولوژیست‌ها که اسلایدهای آسیب‌شناسی را بازبینی می‌نمایند. من این گونه پزشکان را «دکترهای دارای الگو»[1] می‌نامم. با میزان کمتر، ولی هنوز چشمگیر، تمام متخصصین بالینی دارای وظایف الگودار در کار روزانهٔ خود هستند که این پتانسیل را دارند که مورد حمایت الگوریتمی هوش مصنوعی قرار گیرند.

از سوی دیگر، عمدهٔ موارد مطالعات یادگیری ژرف که به چاپ رسیده‌اند فقط در محیط سیلیکونی[2] یا بر پایهٔ رایانه اعتبار یافته‌اند که نقطهٔ متمایز آن مطالعات آینده‌نگرانه‌ای هستند که به شکل کارآزمایی‌های بالینی انجام می‌شوند زیرا تجزیه و تحلیل مجموعه داده‌های موجود از گردآوری داده‌ها در شرایط بالینی واقعی بسیار متفاوت است. داده‌های مطالعات گذشته‌نگر برای خلق فرضیه بسیار مناسب

[1] Doctors with patterns

[2] in silicon

هستند امّا این فرضیه می‌بایست به شکل آینده‌نگرانه‌ای آزمون گردیده و مورد حمایت قرار گیرد و به شکل مستقلی تکرارپذیر باشد.

ما هم‌اکنون در نخستین دوران هوش مصنوعی در پزشکی هستیم و هوش مصنوعی به شکل رایج در طبابت به کار برده نمی‌شود و پاره‌ای از افراد آن را «سیلیکون ولی شدن»[1] می‌نامند. چنین منش‌های کوچک‌انگارانه در پزشکی شایع هستند و موجب انجماد تغییر در این گستره می‌شوند. امّا برداشت واقع‌گرایانه این است که گرچه اکثر بخش‌های جهان به خوبی در «انقلاب صنعتی چهارم»، با مرکزیت کاربرد هوش مصنوعی، گام برداشته‌اند امّا پزشکی هنوز در هنگامهٔ نخستین انقلاب سوم به دام افتاده است که نظاره‌گر کاربرد رایانه‌ها و الکترونیک بوده است. برای مثال، فایل‌های MP3 با هر برند اجرا کنندهٔ موسیقی انطباق‌پذیر هستند در حالی که پزشکی هنوز مانده است که شاهد کاربرد گسترده و انطباق‌پذیر کاربرپسندِ پرونده‌های الکترونیک باشد و این خود گویای وجود تلاش در این گستره برای ایجاد تغییر است.

در هر صورت، پس از دیجیتالی شدن پزشکی و دموکراتیک شدن آن (بیماران دیگر فقط به شکل ساده تولید اطلاعات نمی‌کنند بلکه مالک آن هستند و به داده‌های پزشکی خود دسترسی بسیار دارند و در نهایت به شکل چشمگیری چنانچه گزینش نمایند، می‌توانند درگیر مراقبت‌های

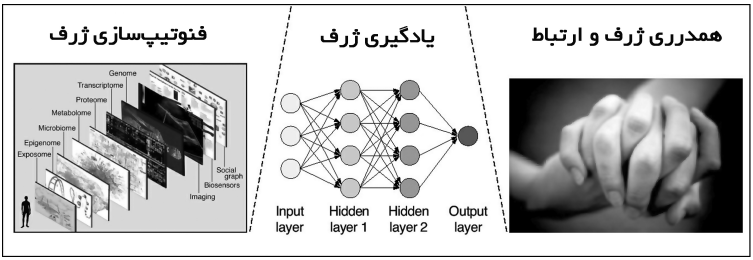
[1] Silicon Valley - dation

سلامت خود شوند)، تحول سوم در پزشکی، آوردن هوش مصنوعی در قلب پزشکی است که اوج این فرایند را من «پزشکی ژرف» می‌نامم.

پزشکی ژرف به سه جزء ژرف نیازمند است (تصویر ۳). نخست توانایی تعریف ژرف هر بیمار (دیجیتالی کردن ماهیت فرد)، با به کار بردن داده‌های مربوطه و این شامل همهٔ تاریخچهٔ خانوادگی، رفتاری، اجتماعی و پزشکی فرد و همچنین شرایط زیست محیطی، فیزیولوژیک و آناتومیک وی است که بیولوژی فرد را می‌سازند. بیولوژی ما شامل لایه‌های چندگانه است (DNA، RNA، پروتئین‌ها، متابولیت‌ها، ایمونوم[1]، میکروبیوم، اپی‌ژنوم و لایه‌های دیگر). در پژوهش‌های زیست پزشکی، در این نوع نگرش، اصطلاح «فنوتیپ‌سازی ژرف»[2] به کار برده می‌شود؛ ما نمونه‌ای از این نوع رهیافت را در مورد نوزادی که دچار صرع پایدار بود و در اول بحث به آن پرداختیم، مشاهده کردیم. «فنوتیپ‌سازی ژرف»، بسیار گسترده بوده و تیپ‌های بسیاری از داده‌ها را که بتوان تصور نمود، پوشش می‌دهد و از دید طولی نیز بخش عمده‌ای از زندگی ما که به شکل پویا بوده و مادام در گذر زمان در حال تغییر است را شامل می‌شود.

[1] Immunome

[2] Deep phenotyping



شکل ۳: سه جزء اصلی پزشکی ژرف

بخش دوم پزشکی ژرف، یادگیری ژرف است که نقش بزرگی را در آیندهٔ پزشکی بازی خواهد کرد. پزشکی ژرف نه تنها شامل شناسایی الگو و یادگیری ماشین است که پزشکان برای تشخیص بیماری‌ها از آن‌ها استفاده می‌کنند بلکه گستره‌ای عظیم از کاربردها مانند مربی‌های مجازی پزشکی[1] را شامل می‌شود که بیماران را هدایت می‌کنند تا بهتر سلامت خود را مدیریت نمایند. این جزء از پزشکی ژرف، کارآیی در چیدمان بیمارستان، به کار بردن ماشین دیداری[2] جهت بهبود ایمنی، کیفیت و در نهایت کاهش نیاز به اتاق‌های بیمارستانی، از طریق فراهم آوردن تسهیلات پایش از راه دوره و در خانه را امکان‌پذیر می‌نماید.

هر چند که خروجی‌های یادگیری ژرف در پزشکی دارای پتانسیل چشمگیری است و در طیّ چند سال گذشته نیز شتاب یافته است ولی ما هم‌اکنون در دوران نوزادی آن به سر می‌بریم. تقریباً پنجاه سال پیش،

[1] Virtual Medical Coaches

[2] Machine vision

ویلیام شوارتز در مقاله‌ای در ژورنال پزشکی نیوانگلند به نام «پزشکی و رایانه» چنین اندیشید که در آینده، رایانه‌ها و پزشکان در گفتمان فراوان با یکدیگر قرار می‌گیرند و رایانه‌ها به شکل دائم از تاریخچه، یافته‌های بالینی و داده‌های آزمایشگاهی بیمار یادداشت برداری می‌کنند و پزشکان را از محتمل‌ترین تشخیص‌ها آگاه نموده و ایمن‌ترین و مناسب‌ترین اقدامات را پیشنهاد می‌نمایند. امّا هم‌اکنون ما چه داریم که از نشانگان این اندیشه که پنجاه سال پیش عنوان شد، چیزی عرضه بداریم؟ به شکل شگفت‌انگیزی، چندان چیزی نداریم! مسلماً به حکایت‌هایی در یک جستجوی گوگل که به تشخیص‌های دشوار کمک می‌کند برمی‌خوریم ولی فقط نگاه کردن ساده به علائم بالینی هنوز به عنوان شیوه‌ای دقیق از تشخیص در جستجوی گوگل، اعتبار نیافته است و بر عکس صادقانه است بگوییم این عمل اغلب اضطراب را القا کرده و فرد را دچار سایبرکوندریا[1] می‌کند. در حقیقت، یک فرصت خارق‌العاده برای کارآفرینان وجود دارد که در کار با متخصصین بالینی، دانشمندان علوم رایانه‌ای و پژوهشگران رشته‌های دیگر (مانند علوم رفتار و اخلاق زیستی)، تلاش نمایند که یک همجوشی میان هوش مصنوعی و مراقبت‌های سلامت روی داده تا بتوانند از مرز این محدودیت‌ها، در آینده عبور نمایند.

[1] Cyberchondria

جدول ۲: سنجه‌های انتخابی مراقبت‌های سلامت در ایالات متحدهٔ آمریکا که از چهل سال گذشته به بعد تغییر کرده‌اند.

سنجه	۱۹۷۵	اکنون
تعداد مشاغل مراقبت‌های سلامت	۴ میلیون	بیشتر از ۱۶ میلیون (رتبهٔ یک اقتصاد آمریکا)
صرف هزینهٔ مراقبت سلامت به ازای هر فرد	۵۵۰ دلار در سال	بیشتر از ۱۱۰۰۰ دلار در سال
زمان اختصاص یافته برای ویزیت‌ها در مطب	مریض جدید ۶۰ دقیقه مریض قبلی ۳۰ دقیقه	مریض جدید ۱۲ دقیقه مریض قبلی ۷ دقیقه
درصد GDP برای مراقبت‌های سلامت	کمتر از ۸ درصد	۱۸ درصد
هزینهٔ متوسط روزانهٔ اتاق بیمارستانی	تقریباً ۱۰۰ دلار	۴۶۰۰ دلار
متفرقه	هیچکدام	واحد ارزش نسبی، نظام‌های سلامت، پروژهٔ الکترونیک سلامت، PBMs

جزء سوم و مهمترین بخش پزشکی ژرف، «همدلی ژرف» و ایجاد پیوند میان بیماران و افرادی هستند که در امور بالینی کار می‌کنند. از بیش از چهار دهه‌ای که من دانشکدهٔ پزشکی را آغاز کردم، شاهد مرگ تدریجی جنبهٔ انسانی پزشکی بوده‌ام، به گونه‌ای که در طیّ این زمان،

مراقبت از سلامت به نه یک کسب و کار بزرگ که در پایان سال ۲۰۱۷، به بزرگ‌ترین کسب و کار تبدیل گردیده است. این صنعت در ایالات متحدهٔ آمریکا، بزرگ‌ترین کارفرما است و از صنعت خرده‌فروشی پیشی جسته است. با هر سنجشی که انجام دهیم، مقدار پولی که در مراقبت‌های سلامت هزینه می‌شود حالت انفجاری به خود گرفته است؛ امّا با وجود همهٔ استخدام‌ها که در بخش مراقبت‌های سلامت انجام گرفته‌اند و با همهٔ پولی که به ازای هر فرد در این بخش هزینه می‌شود، زمان تماس میان پزشکان و بیماران به شکل خزنده‌ای در حال تحلیل رفتن است؛ چه این برخورد در مطب باشد یا در بیمارستان. پزشکان بسیار گرفتار و مشغولند. هزینهٔ گزاف تقریباً پنج هزار دلاری برای یک روز در بیمارستان برای یک بیمار فقط ممکن است شامل چند دقیقه ویزیت پزشک باشد که خود نیز هزینه‌ای دیگر را افزون می‌کند. اگر به حرفهٔ پزشکی و طبابت بنگریم که اساس آن ارائه مراقبت‌های سلامت است، می‌بینم که روز به روز، پزشکان و پرستاران به دلیل این که نمی‌توانند مراقبت‌های واقعی را به بیماران ارائه دهند، دچار افسردگی و فرسودگی می‌شوند. حلقهٔ گمشده در این پارادوکس، یعنی افزایش هزینه‌های مراقبت‌های سلامت از یک سو و افسردگی و فرسودگی ارائه دهندگان خدمات سلامت از سوی دیگر در این جا نهفته است که ما پزشکان به شکل عام به صورت واقعی به مراقبت از بیماران نمی‌پردازیم و از سوی دیگر بیماران نیز احساس نمی‌کنند که از آن‌ها

مراقبت به عمل می‌آید. همان‌گونه که فرانسیس پی بادی[1] در سال ۱۹۲۷ نوشت: *"راز مراقبت از بیمار، مراقبت از خود بیمار است"*. در حقیقت همان‌گونه که در بخش آخر این نوشتار در مورد آن بحث خواهیم کرد، بزرگ‌ترین فرصت ارائه خدمات بر پایهٔ هوش مصنوعی، کاهش خطاها با زدودن از بار کاری بخش ارائه دهندهٔ خدمات سلامت و حتی درمان سرطان نیست بلکه فراهم آمدن این فرصت است که پیوند بسیار افتخارآمیز و با ارزش زمان و اعتماد را با لمس انسانی بین بیماران و پزشکان خلق می‌نماید. در این پویش نه تنها آنگاه ما زمان بیشتری را خواهیم داشت که بیشتر گرد هم آییم و ارتباط ژرف‌تر توأم با شفقت را با بیماران برقرار سازیم بلکه با آمدن ارائه خدمات سلامت بر پایهٔ هوش مصنوعی، ما خواهیم توانست در تربیت و گزینش پزشکان نیز تجدید سازمان کنیم. ما دهه‌ها برای داشتن و تربیت پزشکان با استعداد و درخشان، غنیمت داشته‌ایم ولی خیزش ماشین‌ها، مهارت‌های تشخیصی و سرمایهٔ دانش پزشکی قابل دسترس برای تمام متخصصین بالینی را فزونی خواهد داد. در نهایت، پزشکان، هوش مصنوعی و الگوریتم‌ها را به عنوان شرکاء کار خود اتخاذ خواهند کرد. چنین سطح‌بندی از چشم‌انداز دانش پزشکی در نهایت، به پاداشی نیکو می‌انجامد که آن نیز چیزی نیست به جز یافت و تربیت پزشکانی که بالاترین سطح هوش هیجانی را دارند و این میوه‌ای است که

[1] Peabody

از درخت تنومند پزشکی ژرف به بار می‌نشیند.

پیش از این که به چشم‌انداز کاربردهای پزشکی ژرف در بخش یادگیری ژرف بپردازیم به جا است که نخست به پزشکی کم‌ژرفا که هم‌اکنون ما آن را در بالین بیمار به کار می‌بریم، نیم نگاهی بیفکنیم و ببینیم که چگونه بی‌نهایت، ما به راه‌حل‌های نوین برای مسائلی همچون تشخیص‌های اشتباه، خطاها، پیامدهای غیرقابل قبول و هزینه‌های سرسام‌آوری که ریشه در اصولی دارد که تشخیص پزشک کنونی بر آن‌ها استوار است، نیاز داریم.

ما در این بخش از نوشتار به این اصول می‌نگریم که چگونه پزشکی مدرن کنونی بر اساس آن‌ها با چالش‌هایی روبه‌رو است مانند تشخیص اشتباه‌هایی که در ایالات متحدهٔ آمریکا شایع می‌باشند: در بازنگری در سه مطالعهٔ بسیار بزرگ، آشکار گردید که حدود ۱۲ میلیون تشخیص اشتباه مهم در سال، روی می‌دهد. این اشتباهات از عوامل بی‌شماری مانند عدم درخواست آزمایش درست، سوء تفسیر در نتایج یک آزمایش انجام شده، عدم ارائه فهرست تشخیص افتراقی مناسب و عدم توجه به یک یافتهٔ غیرطبیعی در بیمار تشکیل شده‌اند. وضعیت در آمریکا وخیم‌تر است زیرا تشخیص اشتباه به درمان اشتباه منتهی می‌شود. در چند سال گذشته، بسیار پیرامون اقدامات پزشکی غیرلازم نوشته شده است. به شکل تکان دهنده‌ای، تا حدّ یک سوم از اعمال پزشکی انجام شده، غیرلازم بوده‌اند.

از هر یکصد دریافت کنندهٔ خدمات بیمه‌ای مدیکیر[1] با سن ۶۵ سال یا بالاتر، بیش از ۵۰ سی‌تی‌اسکن، ۵۰ سونوگرافی، ۱۵ ام‌آرآی و ۱۰ اسکن PET انجام شده است. تخمین زده می‌شود که انجام ۳۰ تا ۵۰ درصد از ۸۰ میلیون سی‌تی‌اسکن در آمریکا، غیرلازم بوده‌اند. به نظر می‌رسد انجام اعمال و روش‌های تشخیصی - درمانی بر روی بیماران در نتیجهٔ دو دلیل باشد. اولین دلیل که توسط دکتر دیوید کاسارت[2] از دانشگاه پنسیلوانیا هرزانگاشت درمانی[3] نامیده شد، این واقعیت بود که در کل پزشکان به صورت فردی، سومندی‌های آن چه که خودشان انجام می‌دهند را بسیار برآورد می‌کنند. پزشکان تسلیم تورش تأیید[4] می‌شوند زیرا آن‌ها بر این باور هستند که اعمال و روش‌های تشخیصی و درمانی که درخواست می‌کنند سودمندی‌های مورد تمایل زیادی خواهند داشت و از این رو به داشتن این باور پس از انجام آن‌ها ادامه می‌دهند؛ حتی هنگامی که هیچ شاهدی یافت نشود. دومین دلیل، عدم وجودساز و کاری برای تأثیرگذاری بر رفتار پزشکان است زیرا هیچ پاداشی به پزشکانی که کمتر روش‌های تشخیصی را درخواست می‌کنند، داده نمی‌شود و از سوی دیگر نیز شیوه‌ای برای جریمه آن‌هایی که بیشتر این اعمال را انجام می‌دهند،

[1] Medicare

[2] David Casarett

[3] Therapeutic illusion

[4] Confirmation bias

وجود ندارد.

از تنگناهای پزشکی کم‌ژرفا آن است که از شاهدی برای درمان استفاده می‌شود که شاهد علت اصلی نیست و جانشین[1] است و بر اساس آن تصمیمات درمانی اتخاذ می‌شود؛ برای مثال در مورد بیماری قلبی ما ممکن است درمان را بر اساس تغییرات فشارخون تنظیم نماییم زیرا ما شاهدی در مورد این که درمان واقعاً فراوانی حملات قلبی، سکتهٔ مغزی و یا مرگ را کاهش می‌دهد در دسترس نداریم یا ممکن است برای درمان دیابت از پایش هموگلوبین گلیکوزیله (A1C) به جای امید به زندگی و یا سنجه‌های قابل قبول برای کیفیت زندگی استفاده کنیم. هر چند که استفاده از نشانگان جانشین برای اهداف مربوطه ممکن است منطقی به نظر آید ولی تعداد کمی از این جانشین‌ها مورد بررسی موشکافانه قرار گرفته‌اند. چنین است که شواهد سست و لرزانی که وجود دارند موجب می‌شوند تا پزشکان این جانشین‌های بیماری‌ها را در نخست مورد پایش قرار داده که برآیند آن درخواست افراطی آزمایش‌های تشخیصی، اعمال تشخیصی درمانی و تجویز داروها است.

شواهد لرزان و کم‌ژرفا چه از معاینهٔ ناکافی یک فرد بیمار به دست آیند و یا چه از پیکرهٔ مقالات پزشکی استخراج شوند، می‌توانند موجب طبابت کم‌ژرفا شوند که در خود هاله‌ای از تشخیص‌های اشتباه و انجام

[1] Surrogate

اعمال تشخیصی - درمانی غیرلازم را در بر دارد.

این یک مسئله ناچیز نیست. برای مثال، در سال ۲۰۱۷، انجمن قلب آمریکا و کالج کاردیولوژی آمریکا، تعریف فشارخون را تغییر داد که منجر به تشخیص بیش از ۳۰ میلیون آمریکایی بیشتر با فشارخون شد که این در حالی بود که شاهد محکمی برای پشتیبانی از این دستورالعمل موجود نبود. این یک تشخیص اشتباه در مقیاس اپیدمیک بود. شرایط چیدمان برخورد با پزشک در پزشکی کم‌ژرفا خود نوید دهنده بروز اشتباهات و خطاهای پزشکی است. میانگین زمانی برای ویزیت یک بیمار پیشین ۷ دقیقه و بیمار جدید ۱۲ دقیقه است.

فقدان مضحک زمان، منحصر به آمریکا نیست، زمانی که برای بازدید از مرکز پزشکی سامسونگ در دو سال پیش به کرهٔ جنوبی رفته بودم، میزبان می‌گفت که میانگین ویزیت پزشک، ۲ دقیقه است. از این رو جای شگفتی نیست که چرا در پزشکی کم‌ژرفا این همه اشتباه تشخیصی را شاهد هستیم. پزشکان و هم بیماران بر این باورند که دکترها عجله دارند.

این تنها طول ویزیت نیست که مسئله‌ساز است. پرونده‌های الکترونیک سلامت، تماس چشم به چشم را میان پزشک و بیمار محدود می‌سازد. راسل فیلیپس[1]، پزشک هارواردی چنین گفت: *"پروندهٔ الکترونیک پزشکی، پزشکان را به تکنسین‌های ورود داده تبدیل کرده است"*. حتی گفته شده

[1] Russell Phillips

است که تمرکز بر صفحه کلید، به جای بیمار، دلیل اصلی است که پزشکان دچار نرخ بالایی از افسردگی و فرسودگی شده‌اند. تقریباً نیمی از پزشکانی که در آمریکا طبابت می‌کنند دارای نشانگان فرسودگی روانی هستند و صدها مورد خودکشی در سال روی می‌دهد. در یک آنالیز اخیر از ۴۵ مطالعه شامل ۴۲ هزار پزشک، فرسودگی روانی با دو برابر شدن خطر رخدادهای ایمنی بیمار توأم بوده است که خود موجب چرخهٔ معیوب فرسودگی روانی و افسردگی بیشتر می‌شود.

کاربرد پرونده‌های الکترونیک مراقبت از سلامت به مسائل دیگری منتهی می‌شود. اطلاعات موجود در این پرونده‌ها اغلب به شکل قابل توجهی ناکامل و غیردقیق است. پرونده‌های الکترونیک برای استفاده بسیار نامناسب بوده و اکثراً (حداقل ۸۰ درصد)، هر یادداشت کپی‌برداری و چسباندن از یادداشت قبلی است و هر اشتباه در یک ویزیت، احتمالاً به یادداشت بعدی انتقال می‌یابد. همچنین گرفتن یادداشت‌های دیگر پزشکان و نظام‌های سلامت به شکل منحصر به فردی دشوار می‌باشد که پاره‌ای از این دشواری‌ها به زیرساخت و سخت‌افزار برمی‌گردد؛ به طوری که یکی از این دوستان رادیولوژیست من در توئیتر چنین بیان کرد: *"کارت خودپرداز شما در مغولستان کار می‌کند ولی از پروندهٔ الکترونیک سلامت در بیمارستان دیگر که در سمت دیگر خیابان قرار دارد نمی‌توان استفاده کرد"*. نکتهٔ دیگر در پزشکی کم‌ژرفا این است که ما در پرونده‌های

الکترونیک سلامت بیماران به داده‌های واقعی یعنی جهانی که بیمار در آن زندگی می‌کند، حرکت می‌کند، به کار می‌پردازد و می‌خوابد، دسترسی نداریم. داده‌هایی که پزشک به آن دسترسی دارد برآمده از شرایط چیدمان یافتهٔ یک مطب با محدودیت‌های موجود در ویزیت است. از این رو، عمدتاً ما پیرامون این که سنجه‌های پزشکی بیمار مانند فشارخون، ضربان قلب و ریتم آن و یا سطح اضطراب و مزاج وی در جهان واقعی چگونه هستند، ایده‌ای نداریم. در حقیقت، حتی اگر این داده‌ها را برای فردی داشته باشیم، ما شیوه‌ای که بتوان آن‌ها را مورد مقایسه قرار داد در دسترس نداریم زیرا ما حتی هنوز نمی‌دانیم که سطح طبیعی برای سنجه‌های پزشکی در زمینهٔ جهان واقعی برای جمعیت خاص چه مقداری هستند.

در یک فراگرد کلی، این همان جایی است که ما امروز هستیم: بیماران در جهانی از داده‌های ناکافی، زمان ناکافی، زمینهٔ ناکافی و حضور ناکافی، زیست می‌کنند. یا آن چه که من می‌گویم، "جهانی از پزشکی کم‌ژرفا".

حاصل پزشکی کم‌ژرفا زیان و هرز دادن است. نگاهی به نظام غربالگری امروزی پزشکی بیندازیم. در ایالات متحدهٔ آمریکا، ماموگرافی به صورت سالانه برای زنان از دههٔ پنجم زندگی آن‌ها توصیه می‌شود. هزینهٔ کل غربالگری تنها بیش از ۱۰ میلیارد دلار در سال است. چنانچه

ما ۱۰ هزار زن را در دهۀ پنجاه در نظر بگیریم که هر سال برای ده سال ماموگرافی داشته باشند، فقط پنج مورد (۰/۰۵ درصد) از مرگ در نتیجۀ سرطان پستان دوری می‌جویند و این در حالی است که بیش از ۶ هزار نفر (۶۰ درصد) حداقل یک نتیجۀ مثبت کاذب خواهند داشت که این موجب زیان و هزینه کرد برای تعدادی از روش‌های تشخیصی شامل بیوپسی، جراحی، اشعه و شیمی درمانی می‌شود که حداقل آن این است که به ترس و اضطراب می‌انجامند.

در موازی با ماموگرافی، مورد کاربرد آنتی ژن ویژۀ پروستات (PSA) به عنوان غربالگری در سرطان پروستات در مردان است. با وجود توصیۀ سال ۲۰۱۳ انجمن اورولوژی آمریکا علیه کاربرد رایج غربالگری با PSA، این روش هنوز به شکل گسترده‌ای انجام می‌شود. هر سال حدود ۳۰ میلیون مرد آمریکایی مورد غربالگری قرار می‌گیرند که ۶ میلیون نفر دارای PSA بالا هستند و برای یک میلیون نفر هم بیوپسی پروستات انجام می‌شود. تقریباً ۱۸۰ هزار یا ۱۸ درصد، تشخیص سرطان پروستات را دارند ولی تعداد مساوی از مردان سرطان پروستات دارند که در انجام بیوپسی از طریق غربالگری PSA، تشخیص داده نشده بودند. این نکته را باید افزود که یک واقعیت به خوبی جا افتاده وجود دارد که غالباً در نظر گرفته نمی‌شود یعنی این واقعیت که عمدۀ سرطان پروستات سیر کندی دارد و هرگز حیات بیمار را تهدید نمی‌کند. چندین مطالعه وجود دارند

که به نشانگرهای ژنومیک تومور که ویژگی تهاجمی و گرایش فزون یافتهٔ آن به پخش تومور را نشان می‌دهند، اعتبار بخشیده‌اند ولی این اطلاعات هنوز در بالین ادغام نیافته‌اند. به شکل کلی، نتیجه آن است که یک مرگ سرطان پروستات به ازای یک هزار مرد غربالگری شده، دفع می‌گردد. چنانچه شما خوش‌بین باشید باید چنین نتیجه‌گیری کنید که سود آن دو برابر ماموگرافی (۰/۵ به ازای هر ۱۰۰۰ نفر) است. از زاویهٔ دیگر اگر به این داده‌ها نگاه کنیم باید گفت که یک مرد، ۱۲۰ تا ۲۴۰ بار این احتمال را دارد که که از یک PSA غیرطبیعی دچار اشتباه تشخیصی شود و ۴۰ تا ۸۰ بار این احتمال را دارد که تحت اشعهٔ درمانی یا جراحی غیرلزوم قرار گیرد.

موضوع غربالگری سرطان تقریباً هر مسئله‌ای که در پزشکی کم‌ژرفا نهفته است را نمونه‌وار نشان می‌دهد. در بازگشت به سال ۱۹۹۹، کرهٔ جنوبی یک برنامهٔ غربالگری ملّی را برای بسیاری از تیپ‌های سرطان آغاز کرد. این برنامه رایگان بود و بخش اعظمی از مردم در آن شرکت کردند. یکی از آزمون‌ها، سونوگرافی تیروئید بود. طیّ یک دهه، میزان تشخیصی سرطان تیروئید به ۱۵ برابر بالغ گردید و آن را به شایع‌ترین شکل سرطان در کرهٔ جنوبی بدل نمود؛ به گونه‌ای که بیش از ۴۰ هزار نفر شامل این تشخیص شدند. این به نظر یک پیروزی می‌آمد ولی این یک تشخیص بی‌معنی بود زیرا هیچگونه تغییری در پیامدها شامل ایجاد اختلاف در

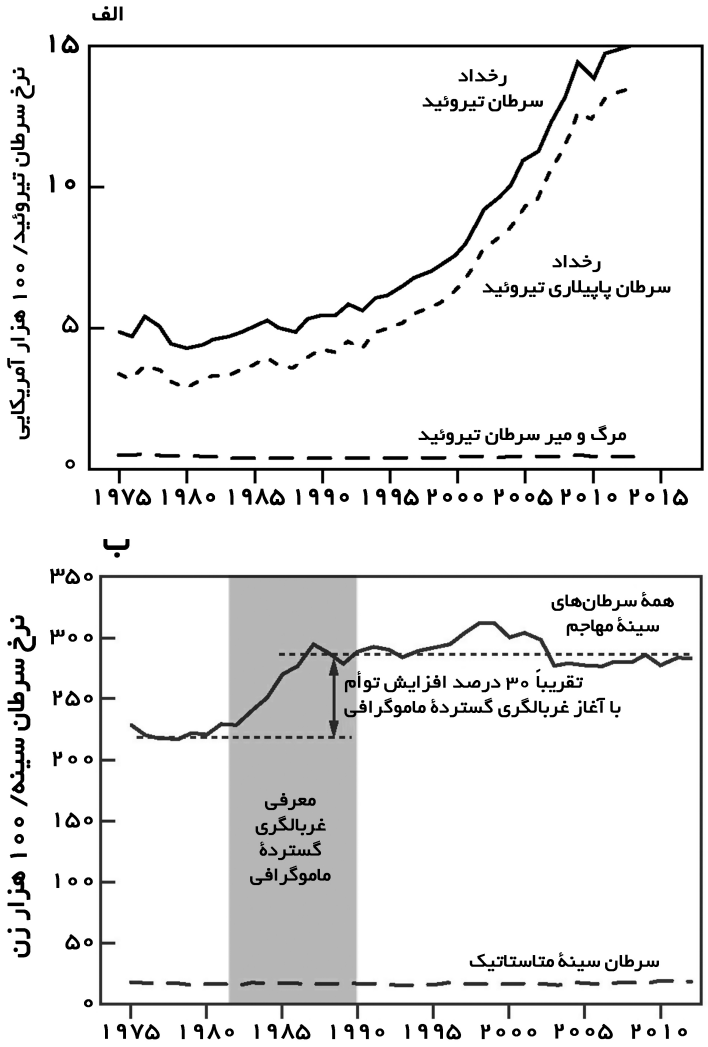
مرگ و میر حاصل از سرطان تیروئید در کرهٔ جنوبی با وجود شناسایی گستردهٔ آن رخ نداد.

داستان غربالگری سرطان تیروئید در ایالات متحدهٔ آمریکا تکرار شد. بیش از ۸۰ درصد از افرادی که تشخیص داده شدند، تحت عمل برداشت تیروئید قرار گرفتند و مجبور شدند تا به عنوان جایگزین هورمون تیروئید، از دارو استفاده کنند و تقریباً نیمی از افراد پرتو درمانی انجام دادند.

همان‌گونه گه در کرهٔ جنوبی دیده می‌شود، هیچگونه نشانه‌ای وجود ندارد که این تشخیص و درمان تهاجمی اثری بر روی پیامدها داشته باشد. این در صورتی است که باید خطر پرتو درمانی را هم در نظر گرفت. در موازی با سرطان تیروئید، پژوهشگران در دارموث[1]، الگوی بسیار مشابه‌ای را در مورد بیش تشخیصی سرطان پستان نشان دادند. از سال ۱۹۷۵ تا ۲۰۱۰، کاربرد رایج و جدید ماموگرافی به افزایش ۳۰ درصدی در تشخیص سرطان پستان انجامید ولی در طیّ همین دوره، هیچ نشانه‌ای از کاهش رخداد بیماری متاستاتیک مشاهده نشد. در سرطان، این خود تومور نیست که می‌کشد بلکه به شکل تقریباً ثابت این پدیدهٔ متاستاز است که منجر به مرگ می‌گردد. ما هم‌اکنون می‌دانیم که متاستاز می‌تواند به خوبی در اوایل پیشرفت سرطان رخ دهد. از این رو، این خوانش که تشخیص اولیهٔ سرطان می‌تواند تاریخچهٔ طبیعی آن را

[1] Darmouth

تغییر دهد و از پیامدهای بد پیشگیری نماید، مورد چالش قرار گرفته است. برای دهه‌های بسیار، به ما در دانشکدهٔ پزشکی یاد داده بودند که سرطان، سالیان بسیار یا دهه‌ها طول می‌کشد که از طریق فرایند آهسته دو برابر شدن جمعیت‌های سلولی توموری، شکل یافته و به یک توده منجر شود و سپس با فاز طولانی دیگری دنبال می‌شود که نفوذپذیر گردیده و به دیگر بخش‌های بدن انتشار می‌یابد. این عقیدهٔ تعصب‌آمیز در مطالعات اخیر به صورت جدی مورد چالش قرار گرفته است. این مطالعات نشان می‌دهند که یک تومور می‌تواند در تعدادی از بیماران در فاز بسیار اولیه رشد و نمو آن پخش شود و این حقیقت ناراحت کننده اصل مرکزی غربالگری که تشخیص اولیه سرطان می‌تواند پیامدها را بهبود ببخشد را سست می‌کند. این واقعیت همچنین مسائل ظرفیت پیشگویی کنندگی در پزشکی برای یکی از عوامل اصلی مرگ و میر و ناتوانی را زیر سؤال می‌برد.



شکل ۴: چگونه غربالگری توده به تشخیص بدون تغییر در پیامدها منجر می‌شود؟

از بخش اعظم این مسائل می‌توان اجتناب ورزید و آزمون‌ها و روش‌های تشخیصی را می‌توان هوشمندانه‌تر انجام داد؛ البته اگر پزشکان به صورت واقعی وقت بگذارند تا شناسایی کنند چقدر یک فرد در خطر بیماری‌ای که آن‌ها تلاش می‌کنند از آن اجتناب ورزند، قرار دارد. یک ابزار مهم که آگهی دهندهٔ فراگیری در پزشکی است ولی به شکل منظمی به آن نگاه نمی‌شود قضیهٔ بیز[1] است که توصیف می‌کند چقدر دانش پیرامون شرایطی که رویداد محتمل را احاطه کرده است می‌تواند بر احتمال آن که آن رویداد رخ دهد، اثر گذارد. برای مثال، گرچه ما می‌دانیم ۱۲ درصد از زنان در طول زندگی خود دچار سرطان پستان می‌شوند ولی این به معنای آن نیست که هر زن ۱۲ درصد شانس سرطان پستان را دارد. زیرا ما می‌دانیم که افراد با بعضی از موتاسیون‌های ژن BRCA خطر بسیار بالایی را با خود حمل می‌کنند و این شامل کسانی نیز می‌شود که امتیاز خطر ژنتیکی بالایی را دارند. از این رو، غربالگری همهٔ زنان چنانچه بدون در نظر گرفتن (برای مثال) تاریخچهٔ مفصل خانوادگی (برآیند دیگری از فقدان وقت گذاشتن با بیماران) و یا غربالگری برای تنوع خاص ژنتیکی وابسته با سرطان پستان انجام شود، موجب خلق قطعی نتایج مثبت کاذب می‌شود. در ادامهٔ همین داستان، انجام اسکن‌های گوناگون مانند MRI از تمام بدن در افراد سالم منجر به

[1] Bayes's theorem

تعدادی از یافته‌های اتفاقی هشدار دهنده می‌شود که به آن‌ها رخداد نماها[1] می‌گوییم. به صورت مشابه، انجام تست ورزش در افراد سالم بدون علامت منجر به نرخ بالای نتایج غیرطبیعی و انجام آنژیوگرافی فوری غیرلازم می‌شود. بسیاری از انستیتوها در آمریکا با بهره‌جویی از ترس افراد سالم برخوردار، این خوانش را القا می‌کنند که تشخیص اولیهٔ یک بیماری می‌تواند زندگی آن‌ها را نجات دهد. بسیاری از کلینیک‌های معتبر، برای شرکت‌ها، برنامهٔ غربالگری با مجموعه‌ای از آزمایش‌های غیرلازم با هزینهٔ ۳۰۰۰ تا ۱۰۰۰۰ دلار تدارک دیده‌اند. شانس یک نتیجهٔ مثبت کاذب با تعداد آزمایش‌های غیرلازم و بی‌پایه، ضرب می‌شود. به صورت طعنه‌آمیزی، کارهای بعدی‌ای که پس از یک نتیجهٔ مثبت کاذب یا یک یافتهٔ اتفاقی انجام می‌شوند ممکن است حتی جان بیمار را به خطر اندازند. برای مثال، آقای ولش و همکاران، نشان دادند که خطر غیرعمدی سی‌تی‌اسکن شکمی که در ۴۰ درصد از بیمه شدگان مدیکیر در طیّ اولین پنج سال ورود آن‌ها انجام می‌شود، این شانس افزوده را برای آن‌ها ایجاد می‌کند که سرطان کلیه آن‌ها شناخته شده تحت عمل برداشت کلیه قرار گیرند. این ممکن است مضحک به نظر آید ولی ۴ درصد از این بیماران در طیّ ۹۰ روز بعد از جراحی فوت می‌کنند. آن چه که از همه مهمتر است این واقعیت می‌باشد که هیچ بهبودی در بقا کلی سرطان در

[1] Incidentalomas

کسانی که از جراحی جان سالم به در می‌برند، وجود ندارد. از این رو، هیچ آزمون پزشکی نباید بی‌قاعده انجام شود و خطر و مناسبت آن آزمون برای فرد می‌بایست مورد آزمایش قرار گیرد. در ایالات متحدهٔ آمریکا، ما بیش از ۳/۵ تریلیون دلار در سال برای مراقبت از سلامت هزینه می‌کنیم. در سال ۲۰۱۵، هزینهٔ بیمارستانی مقام اول را داشت و یک سوم هزینه‌ها را به خود اختصاص داد. نسبت تخصیص یافته به دکترها نسبتاً طیّ بسیاری از دهه‌ها ثابت مانده است که تقریباً یک پنجم هزینه‌ها می‌باشد. تجویز داروها در حالت انفجاری است و به بیش از ۳۲۰ میلیارد دلار در سال ۲۰۱۵ بالغ گردید و این میزان در سال ۲۰۲۱، ۶۰۰ میلیارد پیش‌بینی می‌شود. داروهای ویژهٔ جدید برای سرطان و بیماری‌های نادر به صورت معمول با قیمت‌های ۱۰۰ هزار دلار در هر دورهٔ درمانی یا تقریباً یک میلیون دلار در هر سال می‌رسد. بخشی از این رشد در نتیجهٔ این باور مشترک میان پزشکان و بیماران است که داروها، به ویژه داروهای گران‌قیمت، اثربخشی قابل توجه‌ای دارند. هنگامی که دکترها دارویی را تجویز می‌کنند آن‌ها دچار تورش شناختی[1] هستند که این دارو مؤثر خواهد بود. بیماران نیر بر این باور هستند که دارو مؤثر خواهد بود. در پیکرهٔ عظیم کارآزمایی‌های تصادفی بالینی، بیمارانی که در بازوی دارونما قرار داده شده بودند به صورت پایداری، اثر درمانی بیشتری از آن چه

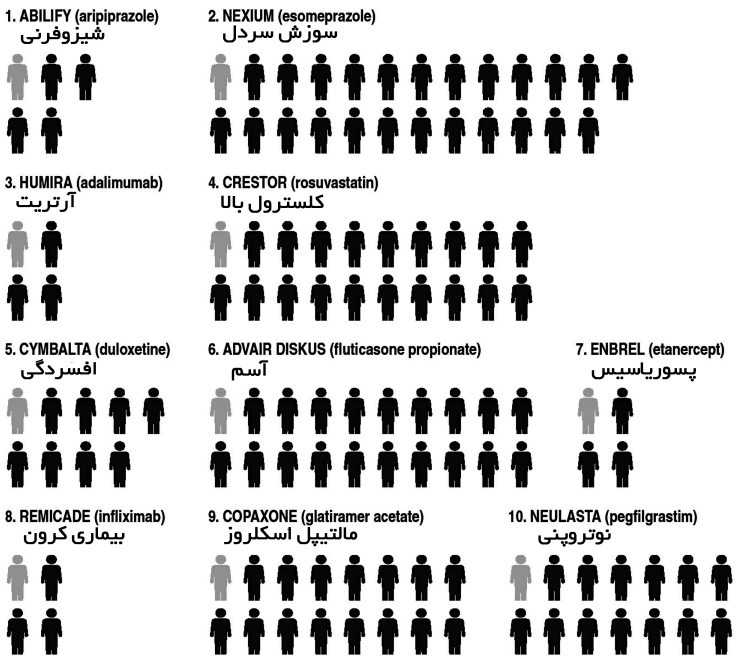
[1] Cognitive bias

انتظار می‌رفت، با وجود دریافت مادهٔ خنثی، از خود نشان دادند.

چند سال پیش، نیکولاس شورک، عضو هیئت علمی سابق در بخش تحقیقاتی اسکریپس[1] که با من کار می‌کرد، پاسخ‌های بالینی به ده داروی پرفروش را گردآوری نمود. همان‌گونه که در شکل ۵ دیده می‌شود نسبت افرادی که به این داروها پاسخ نمی‌دهند بسیار فراتر از درک موجود است. برای مثال مصرف داروی روزاواستاتین برای درمان سطح کلسترول بالا، موجب ایجاد یک پاسخ بالینی، در برابر هر ۲۰ نفری است که آن را مصرف می‌نمایند. به شکل کلی، ۷۵ درصد از بیمارانی که این داروها را دریافت می‌کنند، پاسخ بالینی مورد انتظار و مطلوب را از خود نشان نمی‌دهند. چند تا از این داروها دارای فروش پیش از ۱۰ میلیارد دلار در سال هستند، بر این پایه می‌توان به تندی دریافت که چه مقدار منابع مالی به هدر می‌روند. این داده‌ها به سادگی نشان نمی‌دهند که داروها کار نمی‌کنند و یا اسباب سوداگری هستند. بیشتر موارد این داروها کار نمی‌کنند زیرا پزشکان توانایی پیشگویی این که چه گونه از افراد به درمان پاسخ خواهند داد را در خود پرورش نداده‌اند یا این که دانش کافی پیرامون یک فرد را به دست نمی‌آورند تا بدانند آیا بیمار در میان آن افرادی که به شکل مثبت به درمان پاسخ می‌دهند، قرار دارد یا خیر؟ پیامد آن یک گستره خواهد بود که تشخیص غیرهوشمندانه تا درمان،

[1] Scripps Research

خطاهای پزشکی فراگیر، تداخلات غیرلازم و مسائل استفادهٔ افراطی که طبابت امروزی را طاعون‌زده کرده‌اند را در بر می‌گیرد.



شکل ۵: نمایی از تعداد افراد با پاسخ بالینی به ۱۰ داروی با فروش انبوه در سال ۲۰۱۴؛ افراد نمایش داده شده به رنگ خاکستری نشانگر افراد پاسخ دهندهٔ بالینی و افراد به رنگ سیاه نمایانگر افراد غیرپاسخ دهنده هستند.

با تمام درمان‌ها و آزمون‌های پزشکی غیرلازمی که انجام می‌شوند، اشتباهات در تشخیص و یافته‌های اتفاقی (رخدادنما) که تعقیب می‌شوند

و ممکن است زیان‌آور باشند، می‌توانیم به سه اقدام کاری یک نظام سلامت که مهمترین هستند، نظر بیفکنیم: طول عمر، مرگ و میر کودکان و مرگ و میر مادری. هر سهٔ این شاخص‌ها در آمریکا بد به نظر می‌آیند و حتی به صورت آشکاری از ۱۸ کشور دیگر عضو سازمان همکاری اقتصادی و توسعه (OECD) وخیم‌تر هستند. مسلماً توضیحاتی دیگر برای این شاخص‌های برون یافته وجود دارد مانند بی‌عدالتی‌های اقتصادی اجتماعی در ایالات متحدهٔ آمریکا که رو به فزونی دارد. برای مثال، این عاملی چشمگیر برای نرخ هشدار دهنده و نامتناسب مرگ و میر مادری، در میان زنان سیاه پوست است.

من نمی‌گویم که دیگر کشورها در حال انجام دادن پزشکی ژرف هستند بلکه در حقیقت ستیزهٔ من بر این استوار است که ما در آمریکا، به شکل افراط آمیزی درگیر پزشکی کم‌ژرفا هستیم. شواهد استفادهٔ افراط آمیز از روش‌های تشخیصی و درمانی که در مورد کشورهای با سطح پایین اقتصادی و اجتماعی (گرفتار دسترسی به خدمات اولیه) مشاهده نمی‌شود، خود عامل تحمیل کننده و ایجاد کننده محسوب می‌گردد.

امید به زندگی ما به شکل منحصر به فردی در شیب نزولی قرار دارد و در همان حال هزینهٔ مراقبت از سلامت در حال فزونی است و این موضوعی است که عمیقاً نیاز به توجه دارد.

برای سالیان فراوان، اقتصاددانان مراقبت از سلامت پیرامون «خمش

در منحنی» صحبت می‌کرده‌اند که معنای آن کاستن از هزینه‌ها جهت نیل به همان و یا بهتر از آن در پیامدها است. امّا با افت طول عمر در طیّ سال‌های گذشته در آمریکا همراه با افزایش تند در هزینه‌ها، ما واقعاً در منحنی داریم خمش ایجاد می‌کنیم اما در مسیری اشتباه!

امیدوارم توانسته باشم که شما را متقاعد کنم که پزشکی کم‌ژرفایی که امروزه ما آن را انجام می‌دهیم برآیند هدر رفت خارق‌العاده، پیامدهای نامطلوب و زیان‌های غیرلازمی است که صورت می‌پذیرند. پزشکی کم‌ژرفا، پزشکی غیرهوشمند است. نامیدن پزشکی با چنین صفتی در دوران اطلاعات، شایسته به نظر می‌رسد یعنی زمانی که ما توانایی خلق و پردازش داده‌های نامحدود پیرامون هر فردی را داریم و می‌توانیم طولانی و گسترده در داده‌های سلامت خود فرو رویم. پیکرهٔ داده (یعنی داده‌های بزرگ برای هر فرد) این پتانسیل را در خود نهفته دارد تا بتواند دقت در تشخیص و درمان را ارتقاء بخشد. ما هنوز از پزشکی ژرف بهره نمی‌بریم زیرا هنوز بسیار از هر انسان و هر دکتری به دور است تا بتواند با آن در گفتمان قرار گیرد و این دلیلی است که نیاز دارد شیوه‌ای که ما تشخیص‌های پزشکی را بر آن استوار می‌سازیم تغییر دهیم، زیرا تشخیص‌های پزشکی یک فرایند تصمیم‌گیری بنیادی برای هر کسی است که به امور بالینی می‌پردازد. این موضوعی است که در فصول دیگر این نوشتار به آن خواهیم پرداخت.

فصل دوم

یادگیری ژرف

الف) تشخیص پزشکی

تصویر کلاسیک پزشکی، رادیوگرافی از قفسهٔ سینه است که سالانه دو میلیارد مورد در سراسر جهان انجام می‌شود. این تصاویر اغلب برای خواندن نیرنگ‌آمیز هستند، به ویژه هنگامی که برای تشخیص ذات‌الریه به کار برده می‌شوند. نارسایی قلبی و بسیاری از موارد دیگر که هم‌پوشانی دارند مانند اسکار، توده یا ندول، مایع یا بافت کلاپس شدهٔ ریوی، می‌توانند در تشخیص اختلال ایجاد کنند.

بدون تردید، یک ماشین که بتواند به شکل دقیق و تند تصاویر رادیوگرافی سینه را بخواند، می‌تواند یک گام عمده به سمت جلو در این گستره باشد. این ماشین باید در مقیاس وزن، تن‌ها تصویر را هضم کند و این تازه یک بخش کوچک از داستان ماست و مسلماً ماشین نیاز دارد که یاد بگیرد آن‌ها را ترجمان کند و بر این پایه کاملاً آشکار است که در ظرف پنج سال، یادگیری ژرف به سمت انجام چنین کاری گام گذارد که در خواندن تصاویر بهتر از رادیولوژیست‌ها کار کند.

اواخر سال ۲۰۱۷، گروه علوم پایهٔ رایانه‌ای استنفورد که توسط

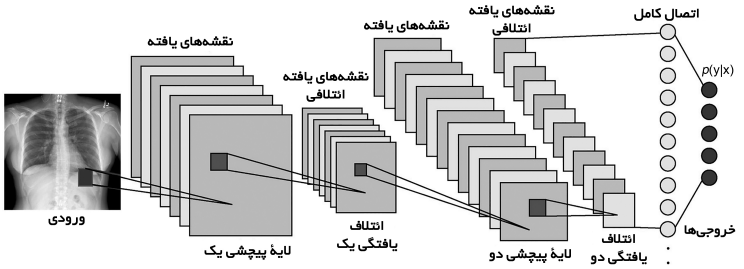
اندرو ان‌جی[1] هدایت می‌شد، بیان کرد که این کار انجام گردید. او در توئیتر نوشت: *"آیا باید رادیولوژیست‌ها پیرامون شغل خود نگران باشند؟ خبر فوری: ما هم‌اکنون می‌توانیم ذات‌الریه را از رادیوگرافی سینه بهتر از رادیولوژیست‌ها تشخیص دهیم"*. با به کار بردن شبکهٔ عصبی پیچشی (کانولوشنال)[2] با ۱۲۱ لایه، با یادگیری از بیش از ۱۱۲ هزار فیلم تصویربرداری شده از بیش از ۳۰ هزار بیمار، گروه تحقیقاتی، الگوریتم خود را نتیجه گرفت که حاصل آن پیشی جستن از میانگین کارآمدی رادیولوژیست در شناسایی ذات‌الریه بود. با وجود ارائه موارد جدی متدولوژیک در ارائه نتایج این گروه پژوهشی و نیز مقایسه فقط با چهار رادیولوژیست، گذشته‌نگر بودن مطالعه، انجام مطالعه در فضای سیلیکونی، غیرتکرارپذیری و کاستی‌ها در ترجمان داده‌ها در سطوح بسیار، ما مسلماً نمی‌توانیم از داده‌های این پژوهش چنین نتیجه‌گیری کنیم که رادیولوژیست‌ها هم‌اکنون گونه‌های در معرض خطر هستند؛ آنچنان که دو رهبر در سطح جهانی هوش مصنوعی یعنی هینتون و ان‌جی[3] چنین اندیشیدند. بیش از ۸۰۰ میلیون اسکن پزشکی در سال در آمریکا انجام می‌شود که شامل ۶۰ میلیارد تصویر و یا تولید یک تصویر در هر دو ثانیه است. رادیولوژیست‌ها، با آموزش و کسب تجربه، سامانه‌های دیداری

[1] Andrew Ng

[2] Convolutional neural network

[3] Hinton and Ng

شناسایی الگو را در خود پرورش می‌دهند و با این کار می‌توانند به تندی اختلالات را در این تصاویر مورد شناسایی قرار دهند. به نظر می‌آید آن‌ها از شیوه تفکر سامانهٔ اول[1] استفاده می‌کنند زیرا در عملکرد آن‌ها بازیابی و تطابق‌یابی الگو صورت گیرد تا یک تجزیه و تحلیل منطقی. امّا هنوز رادیولوژیست‌ها از «کوری بی‌توجه‌ای» در رنج هستند زیرا آن‌ها چنان محو تماشای چیزهایی خاص می‌شوند که داده‌های غیرقابل انتظار که به اصطلاح در نوک بینی‌شان است را از دست می‌دهند.



شکل ۶: شماتیک یک شبکهٔ عصبی پیچشی ژرف برای تفسیر یک گراف سادهٔ سینه به همراه یک سری لایه‌های پیچشی برای نگاشت یافته، ائتلاف یافتگی و پیش‌بینی

بعضی از مطالعات نشان می‌دهند که خطاها در تفسیر اسکن‌های پزشکی بسیار فراتر از آن چیزی است که عموماً پذیرفته شده‌اند، (با میزان

[1] System 1 thinking

کاذب مثبت ۲ درصد و منفی کاذب ۲۵ درصد). با در نظر گرفتن ۸۰۰ میلیون اسکن سالانه، تعداد عظیمی خوانش خطا وجود دارد. قابل توجه است که ۳۱ درصد از رادیولوژیست‌های آمریکایی یک دعوی سوء طبابت داشته‌اند که عمدهٔ آن‌ها مربوط به تشخیص‌های اشتباه بوده است.

چنین است که رادیولوژیست‌ها به صورت مسلم از یک ماشین که بتواند دقت خوانش آن‌ها را بالا ببرد، سودمند خواهند شد. نکتهٔ دیگر، زمان نیز مهم است. یک رادیولوژیست ۲۰ هزار خوانش در سال دارد که مساوی با ۵۰ تا ۱۰۰ خوانش در روز است و این میزان نیز هر روز رو به افزایش است و این در حالی است که یک ماشین با بهره‌مندی از دقت بالا شاید بتواند میلیون‌ها و یا حتی میلیاردها تصویر را مورد بررسی قرار دهد. برای مثال، هنگامی که Merge Healthcare که یک شرکت تصویربرداری پزشکی است توسط IBM در سال ۲۰۱۵ اکتساب شد، الگوریتم‌های آن به بیش از ۳۰ میلیارد تصویر دسترسی یافتند. آن چه که مهم است باید در نظر داشت که انبوهی از اطلاعات در هر پیکسل یا وکسل (معادل سه بعدی پیکسل) وجود دارد که ممکن است توسط چشم‌های انسان مشاهده نشوند مانند بافت، درجهٔ تقویت یا شدت سیگنال و غیره.

یک گروه در مایوکلینیک[1] نشان دادند که بافت تصاویر MRI

[1] Mayo Clinic

می‌تواند پیشگویی کند که آیا یک ناهنجاری ژنومیک خاص وجود دارد یا خیر؟ به ویژه هم حذف[1] 1p/19q که مربوط به بقاء بعضی از تیپ‌های سرطان مغز است. مشابه این موضوع، الگوریتم‌های یادگیری ژرف جهت خواندن اسکن‌های MRI بیماران با سرطان رودهٔ بزرگ، می‌تواند آشکار کند که آیا یک بیمار موتاسیون ژن توموری بحرانی به نام KRAS را دارد یا خیر؟ دانستن این یافته می‌تواند به صورت چشمگیری بر تصمیم‌های درمانی اثر گذارد. یادگیری ماشین تصاویر ماموگرافی از بیش از ۱۰۰۰ بیمار همراه با نتایج بیوپسی برای یافته خطر بالای سرطان را نشان داده است که می‌توان از ۳۰ درصد از جراحی‌های پستان، اجتناب ورزید.

به کار بردن یادگیری ژرف برای تصاویر رادیوگرافی ساده در شکستگی‌های ران می‌تواند به دقت تشخیص‌هایی با تصویربرداری‌های پیشرفته و گران‌قیمت مانند MRI، اسکن‌های هسته‌ای استخوان و سی‌تی‌اسکن، منتهی شود که معمولاً این تصویربرداری‌ها را پزشکان هنگامی درخواست می‌نمایند که نتایج قطعی‌ای با رادیوگرافی‌های ساده به دست نیاورند. با استفاده از شبکهٔ عصبی پیچشی با ۱۷۲ لایه، آموزش یافته با بیش از ۶ هزار رادیوگرافی که در بیش از یک هزار بیمار آزموده شده و اعتبار یافته بود، دقت الگوریتمی به بیش از ۹۹ درصد رسید که کاملاً قابل مقایسه با عملکرد رادیولوژیست‌های تجربه‌دار می‌باشد.

[1] Co-deletion

گزارش‌های چندگانه از مراکز پزشکی دانشگاهی، قدرت یادگیری ژرف را در تشخیص ندول‌های کبدی، ریوی و همچنین سن استخوانی در اسکن‌های متنوعی مانند سی‌تی‌اسکن نشان داده‌اند که همهٔ این یافته‌ها بر شواهد گسترش یابندهٔ نقش ماشین‌ها در تشخیص دقیق می‌افزایند. UCSF، یک شبکهٔ عصبی پیچشی برای اسکن ریه در بیش از ۱۶۰۰ بیمار را توسعه داد که از آن‌ها ۳۲۰ مورد تأیید گردید مبتلا به سرطان ریه بودند. دانشگاه توکیو یک شبکهٔ عصبی پیچشی را برای طبقه‌بندی توده‌های کبدی در سی‌تی‌اسکن در ۴۶۰ بیمار به کاربرد که نشانگر ۸۴ درصد دقت بود. Geisinger Health در پنسیلوانیا ۴۰ هزار سی‌تی‌اسکن را به کار برد تا دقت تشخیص ماشینی را برای خون‌ریزی‌های مغزی نشان دهد. دانشگاه Radbound در هلند دریافت که شبکهٔ عصبی ژرف آموزش یافته با ۱۴۰۰ ماموگرام دیجیتالی، خوانش‌های دقیقی مشابه با ۲۳ رادیولوژیست ارائه داد.

شبکهٔ عصبی پیچشی دانشگاه استنفورد، بیش از ۱۴ هزار رادیوگرافی را برای یادگیری کمیّت‌سازی سن استخوانی به کار برد که نتایج نشانگر آن بود که خوانش آن‌ها به خوبی گزارش‌های رادیولوژیست‌های خبره بود. دانشمندان رایانه در کرهٔ جنوبی در دانشگاه ملّی سئول یک الگوریتم یادگیری ژرف را بر روی ۴۳ هزار گراف سینه توسعه و اعتباربخشی نمودند تا بتواند ندول‌های سرطانی ریه را شناسایی کند. نتایج الگوریتم به شکل

چشمگیری در چهار کوهورت گذشته‌نگر دقیق بود. در حقیقت، این الگوریتم به خوبی با رادیولوژیست‌های دارای بورد تخصصی، قابل مقایسه بود و در ترکیب با خوانش آن‌ها (به عنوان خوانندهٔ دوم) موجب دقت افزوده گردید. مراکز پزشکی دانشگاهی، تنها گروهی نیستند که این فناوری را دنبال می‌کنند بلکه یادگیری ژرف تصاویر پزشکی توسط بسیاری از شرکت‌ها مورد توجه قرار گرفته است؛ به گونه‌ای که هر کدامیک در تیپ ویژه‌ای از تصاویر به پیشرفت‌هایی دست یافته‌اند. شرکت Arterys در MRI قلب، تخصص دارد و اولین مجوز FDA را برای تصویربرداری پزشکی در سال ۲۰۱۷ دریافت نمود. در سال ۲۰۱۸، شرکت Viz.ai، تأییدنامهٔ FDA را برای یادگیری ژرف سی‌تی‌اسکن‌های ناحیهٔ سر جهت تشخیص سکتهٔ مغزی برای کاربردهای بالینی دریافت کرد. شرکت Imagen نیز پس از آن، تأییدیهٔ FDA را بر پردازش ماشینی فیلم‌های استخوانی به دست آورد. شرکت Enlitic، با فرایند خود آموختگی هزاران اسکن ماهیچهٔ اسکلتی توانست الگوریتم‌های خود را نه تنها برای تشخیص شکستگی‌های استخوانی با دقت چشمگیر فراهم آورد بلکه توانست مکان‌های ریز شکستگی‌ها را هنگامی که به کوچکی یک صدم درصد در تصویر رادیوگرافی مورد پرسش بودند را روشن نماید. شرکت Zebra Medical Vision، یک شبکهٔ عصبی پیچشی که شکستگی‌های به هم فشرده را با ۹۳ درصد دقت تشخیص می‌دهد، اعتبارسنجی نموده است؛ این در حالی

است که رادیولوژیست‌ها چنین شکستگی‌هایی را بیش از ۱۰ درصد اوقات، موفق به شناسایی آن‌ها نمی‌شوند. همین کمپانی، یادگیری ژرف را برای پیشگویی امتیازبندی کلسیم[1] قلب به کار برد. همهٔ این شرکت‌های رادیولوژی هوش مصنوعی، در حال تجاری‌سازی توانمندی‌های خوانش اسکن الگوریتمی خود هستند. در اواخر ۲۰۱۷، محصول شرکت Zebra Medical Vision در پنجاه بیمارستان گسترده شد و بیش از یک میلیون اسکن را با سرعت ۱۰ هزار بار سریع‌تر از رادیولوژیست‌ها با هزینهٔ فقط یک دلار در هر اسکن، مورد تجزیه و تحلیل قرار داد.

با چنین رویدادهایی در جهان تشخیص پزشکی رادیولوژیک، در دو سوی یک طیف، طرفدارانی را از آن خود دارد. در یک طیف، صاحب نظرانی وجود دارند که بر این باورند که رادیولوژیست‌ها در پنج سال آینده شغل خود را فقط به صورت خواندن اولیهٔ اسکن‌ها از دست خواهند داد و این در حالی است که در طیف دیگر افرادی همچون امانوئل، پزشک برجسته و طراح سیستم بیمه‌ای Affordable Care Act هستند. او در مقالهٔ مجلهٔ وال استریت چنین بیان کرد: *"یادگیری ماشین به جای رادیولوژیست‌ها و پاتولوژیست‌ها قرار خواهد گرفت و میلیاردها گراف دیجیتالی، سی‌تی‌اسکن و MRI را تفسیر خواهد کرد و اختلالات را در اسلایدهای پاتولوژی با اعتمادپذیری بیشتری نسبت به انسان‌ها مورد*

[1] Calcium score

شناسایی قرار خواهد داد."

هم‌اکنون، برون‌سپاری دیجیتالی خوانش تصاویر رادیولوژی یک اقدام مقرون به صرفه برای بیمارستان‌ها است و شرکت‌هایی همچون vRqd[1]، بیش از پانصد رادیولوژیست را استخدام نموده است. حدود ۳۰ درصد از بیمارستان‌های آمریکا از این خدمت استفاده می‌کنند. طیّ سالیان اخیر چنین برون‌سپاری‌هایی به شکل نهایی در حال فزونی است و این نوع خدمات مقام اول را در برون‌سپاری خدمات تخصصی در بیمارستان‌ها به خود اختصاص داده است.

امّا باید این نکته را به خاطر داشت که برای شرکت‌هایی که بر اساس یادگیری ماشین کار می‌کنند و نظام‌های سلامت که هر دو به پرونده‌های الکترونیک سلامت و داده‌های اسکن بیمار دسترسی دارند، بسیار دشوار است که همهٔ داده‌های بالینی را برای یک بیمار یکپارچه سازند و این تا حدّ زیادی برخاسته از تنوع ارائه دهندگان خدمات سلامت در طیّ طول عمر یک فرد است که کسب مجموعهٔ داده‌های جامع او را دشوار نموده و از این لحاظ در تجزیه و تحلیل تصاویر بر پایهٔ رایانه، چالش می‌آفرینند. این در حالی است که رادیولوژیست‌ها می‌توانند ارزیابی جامع کل‌نگری را نسبت به ماشین‌های امروزی با توجه به وجود چنین چالش‌هایی به انجام برسانند. با تمام این چالش‌ها، من بر این باورم که تمام اسکن‌های

[1] Virtual Radiologic

پزشکی توسط ماشین‌ها خوانده خواهند شد. همان‌گونه که نایک برایان[1] بیان کرده است: *"من پیش‌بینی می‌کنم که طیّ ده سال هیچ تصویربرداری پزشکی‌ای توسط یک رادیولوژیست تا زمانی که توسط یک ماشین، مورد تجزیه و تحلیل اولیه قرار گرفته باشد، مورد بازبینی قرار نخواهد گرفت."* در این آیندهٔ نزدیک، رادیولوژیست‌ها می‌توانند زندگی حرفه‌ای جالب‌تری را تجربه کنند زیرا می‌توانند نقش پرارزش‌تری را در پزشکی ژرف آینده، بازی کنند و این کار را با برهم‌کنش مستقیم با بیماران انجام خواهند داد. در چیدمان آینده، این رادیولوژیست است که با فراغت از خوانش اسکن‌ها و گرافی‌ها خواهد توانست ضمن برخورد نزدیک و چهره به چهره با بیمار، منطق انجام تصویربرداری درخواستی را با او به گفتمان نشیند و یا این که پیرامون درستی انجام رادیوگرافی درخواستی و یا این که چه تیپ دیگری از تصویربرداری توصیه می‌شود را با توجه به شرایط بالینی بیمار مورد سنجش قرار داده و گزینه‌های مطلوب را ارائه دهد.

در این گفتمان جدید، سودمندی‌هایی نیز برای بیماران نهفته‌اند؛ یکی این که با تجویز درست و درخواست به جای تیپ مناسب تصویربرداری توسط رادیولوژیست از تصویربرداری‌های پرهزینه و بی‌فایده پیشگیری شده و با کاهش دریافت دوزاژ دریافتی پرتوی یون‌ساز، از شانس خطر

[1] Nick Bryan

تجمعی القاء سرطان، کاسته می‌شود. از این رو، این سودمندی ها را باید به دست‌یابی به تفسیر بهبود یافتهٔ اسکن‌ها توسط هوش مصنوعی افزود. دوم آن که با گفتمان با بیمار و ارائه چهره به چهره نتایج خوانش اسکن‌ها و تصویربرداری‌ها به بیمار، رادیولوژیست خواهد توانست با گوش دادن به نشانگان و تاریخچهٔ بیمار، ارزیابی تصاویر را با دقت بالاتری انجام دهد. سوم، شکل‌گیری یک ارتباط و گفتمان اخلاقی است زیرا یک الگوریتم ماشینی ممکن است چنین گزارش کند: *"بر اساس یافته‌های بالینی و سی‌تی‌اسکن، احتمال این که ندول یک سرطان ریه باشد ۷۲ درصد و احتمال این که خوش‌خیم باشد ۲۸ درصد است."* در پاسخ به دریافت این نتیجه، بیمار چنین خواهد گفت: *"بنابراین من سرطان دارم"*؛ اما یک رادیولوژیست می‌تواند اضطراب بیمار را فرو نشاند و توضیح دهد که شانس یک به چهار وجود دارد که سرطان نباشد. در نمونهٔ دیگر یک گروه در دانشگاه مگ گیل، یک الگوریتم یادگیری ژرف را در ۲۷۳ بیمار که اسکن آمیلوئید مغز، ژنوتیپ $APOE_4$ و داده‌های بالینی پیگیری را داشتند، توسعه داده و اعتبارسنجی نمودند. الگوریتم، دقت ۸۴ درصدی را برای پیشگویی آلزایمر در طیّ دو سال داشت. امّا این یک رادیولوژیست است که تنگناها و نکات دقیق و جزئی چنین الگوریتم‌های تشخیصی بر پایهٔ تصویر را درک می‌کند و می‌تواند نتایج را با بیمار در میان گذاشته و چگونگی پاسخ او را به این نتایج هدایت نماید. از این منظر، گرچه پاره‌ای از افراد، رادیولوژیست‌های

آینده را به عنوان دانشمندان داده‌های پزشکی ضروری در آینده معرفی نموده‌اند امّا من چنین فکر نمی‌کنم که این مسیر لزوماً به اینجا ختم خواهد شد. بر عکس آن‌ها بیشتر با بیماران در تماس قرار خواهند گرفت و همچون پزشکان واقعی عمل خواهند نمود. اکنون به گروه دیگری از پزشکی یعنی پاتولوژیست‌ها نظری می‌افکنیم که ببینیم چگونه یادگیری ماشین می‌تواند در افزایش دقت خوانش اسلایدهای پاتولوژی کمک نماید زیرا می‌دانیم که خوانش اسلایدهای فراوان پاتولوژی با میلیون‌ها سلول و زمان محدود یک متخصص آسیب شناس برای بازبینی آن‌ها چقدر دشوار بوده و چقدر تشخیص در این حوزه را دچار چالش می‌نماید؛ برای مثال، در بعضی از اشکال سرطان پستان، تطابق در تشخیص در میان پاتولوژیست‌ها می‌تواند تا حدّ ۴۸ درصد پایین باشد. پاتولوژی دیجیتالی کارآیی و دقت تشخیص اسلایدهای پاتولوژی را بهبودی بخشیده است. به ویژه، تکنیک دیجیتال تصویربرداری کامل اسلاید (WSI)[1]، یک پزشک را توانمند نموده است که یک نمونهٔ بافت کامل را بر روی یک اسلاید مورد بازبینی قرار دهد و نیاز به اتصال دوربینی میکروسکوپ را حذف نموده است. گروه دانشگاه استنفورد از WSI استفاده کرد تا یک الگوریتم یادگیری ماشین جهت پیش‌بینی میزان بقا در بیماران با سرطان ریه را توسعه دهد و به دقتی بهتر از پاتولوژیست‌های کنونی که از سیستم درجه‌بندی و

[1] Whole Slide Imaging

مرحله‌بندی[1] استفاده می‌کنند، دست یافت. هزاران یافته، به صورت خودکار، از تصاویر مورد شناسایی قرار گرفتند و از آن‌ها ۲۴۰ مورد تأیید گردید که برای سرطان‌های اسکواموس، غیرسلول کوچک و آدنوکارسینوم ریه مفید هستند.

در سال ۲۰۱۶، لی هو[2] و گروهی در دانشگاه استونی بروک[3]، یک شبکهٔ عصبی پیچشی برای طبقه‌بندی تصاویر اسلایدی سرطان‌های ریه و مغز را با سطح دقت ۷۰ تا ۸۵ درصد به کار بردند که سطح تطابق آن مشابه یک گروه از پاتولوژیست‌ها بود. گوگل از تصاویر با وضوح بالا (گیگاپیکسل) با بزرگ‌نمایی چهل برابر استفاده کرد تا متاستاز را با دقت بهتر از ۹۲ درصد شناسایی کند که این میزان برای پاتولوژیست‌ها ۷۳ درصد بود و این در حالی بود که میزان منفی کاذب را تا ۲۵ درصد کاهش داد. گوگل حتی به پاتولوژیست‌ها زمان نامحدودی را برای مطالعهٔ اسلایدها داد. امّا مسائل غیرقابل انتظاری نیز وجود داشت. الگوریتم گوگل به شکل منظمی، تشخیص‌های مثبت کاذب می‌داد. نتایج مشابه‌ای در یک مطالعهٔ بزرگ یادگیری ژرف برای شناسایی سرطان سینه رخ داد که هر چند نتایج منفی کاذب محدود بود ولی مثبت‌های کاذب بیشتری از آن چه انسان گزارش می‌کرد، ارائه داد.

---

[1] Grade and stage

[2] Le Hou

[3] Stony Brook

یک نکتهٔ کلیدی برای دقت پاتولوژیست، مقدار زمانی است که او برای بازبینی اسلایدها می‌گذارد. در یک مطالعه عملکرد یک مجموعهٔ الگوریتمی در برابر یازده پاتولوژیست در شناسایی سرطان انتشار یابنده به غدد لنفاوی مورد بررسی قرار گرفت. هنگامی که محدودیت زمانی برای پاتولوژیست‌ها اعمال می‌شد (کمتر از یک دقیقه در هر اسلاید که زمان معمولی برای پاتولوژی است)، الگوریتم‌ها بهتر عمل می‌کردند ولی با عدم محدودیت زمانی، پاتولوژیست‌ها با دقت الگوریتمی تطابق می‌یافتند.

همان‌گونه که در مورد اسکن‌های پزشکی مشاهده کردیم، بررسی الگوریتمی اسلایدهای پاتولوژی به مواردی برخورد نمود که حتی چشمان افراد خبره هم آن‌ها را ندیده بودند که این موارد شامل شواهد میکروسکوپی متاستاز نیز بودند.

به همین منوال، یادگیری ژرف می‌تواند کیفیت تصاویر میکروسکوپی را بهبود دهد و همانند آن چه که در مورد رادیولوژی دیدیم، این الگوریتم‌ها می‌توانند نه این که جایگزین آن‌ها شوند بلکه توان پاتولوژیست‌ها را فزونی دهند. گروه علوم رایانه‌ای و آزمایشگاه هوش مصنوعی (CSAIL) در دانشگاه MIT یک شبکه با بیست و هفت لایه را برای تشخیص متاستازهای سرطانی به غدد لنفاوی با چهارصد تصویر اسلایدی کامل توسعه دادند. این الگوریتم، به شکل چشمگیری میزان خطای پاتولوژیست را کاهش داد ولی به صورت جالب، ترکیب

پاتولوژیست و خوانش ماشینی، به شکل روشنی، بهترین نتیجه را ارائه نمود که تقریباً بدون خطا بود. این ترکیب انسان و ماشین مورد توجه بسیاری از شرکت‌ها قرار گرفته است. شرکت PathAI چنین تبلیغ می‌کند که الگوریتم‌ها به تنهایی خطای ۲/۹ درصدی را دارند ولی پاتولوژیست‌ها ۳/۵ درصد، ولی در ترکیب با یکدیگر، این میزان خطا به ۰/۵ درصد می‌رسد.

پاتولوژیست‌ها نه تنها اسلایدها را تفسیر می‌کنند بلکه نمونه‌ها را در سطح ملکولی مورد بررسی قرار می‌دهند. برای مثال با شناسایی قرار دادن الگوهای متیلاسیون اپی‌ژنتیک بر روی DNA بافتی در جهت بهبودی در تشخیص سرطان می‌کوشند. یک مطالعه که آنالیز ماشینی متیلاسیون نمونه‌های سرطان مغز را با نتایج پاتولوژیست‌ها مورد مقایسه قرار داد، نشانگر بالا بودن دقت الگوریتم‌ها بود، در زمانی که داده‌های متیلاسیون در دسترس بودند. در مطالعهٔ دیگر اسلایدهای پاتولوژی، پژوهشگران از دانشگاه نیویورک، دقت الگوریتمی را در تشخیص زیرتیپ‌های سرطان ریه را بسیار تأثیر برانگیز گزارش نمودند (سطح زیر منحنی = ۰/۹۷) و این در حالی بود که نیمی از اسلایدها توسط پاتولوژیست‌ها به اشتباه طبقه‌بندی شدند. افزون بر این، شبکهٔ عصبی آن‌ها برای شناسایی الگو ده موتاسیون ژنومیک شایع آموزش داده شد و آن‌ها از روی اسلایدها با دقت قابل توجه‌ای (۰/۸۶-۰/۷۳) پیش‌بینی کردند و این یافته بسیار جلب توجه

می‌کند زیرا توانایی الگوریتم‌های ماشینی در دیدن الگوهایی که به آسانی توسط انسان‌ها مشاهده نمی‌شوند را نشان می‌دهد. همچنان که ادغام تشخیص‌های ملکولی شامل توالی‌یابی DNA، توالی‌یابی RNA، پرتومیکس و متیلاسیون، مزیت و تکمیل کنندگی تجزیه و تحلیل هوش مصنوعی، هضم و پردازش مجموعهٔ داده‌های بزرگ، رایج‌تر می‌شوند، ممکن است شرایط خوشایندی را برای پاتولوژیست‌ها فراهم آورند.

این پیشرفت‌ها، زمان صرف شده از سوی پاتولوژیست‌ها برای تشخیص را کاهش می‌دهند و در این فرایند، تقاضا از پاتولوژیست که همچون یک میکروسکوپیست عمل نماید را می‌کاهد و بدین سان به شکل بالقوه‌ای پاتولوژیست‌ها را توانمند می‌سازد تا بر روی منابع شناختی، بیشتر تمرکز یابند و یا به سطوح بالاتر تشخیصی و مشاوره‌ای بپردازند (مانند یکپارچه‌سازی اطلاعات ملکولی، مرفولوژیک و بالینی تا بدین گونه به درمان کمک کرده و برای تک تک افراد بیمار تصمیم‌های بالینی را ارائه دهند)؛ یعنی همانند آن چه که در مورد رادیولوژیست‌ها مشاهده کردیم. حاصل این فرایند نوین آن است که پاتولوژیست‌ها نیز با داشتن وقت کافی و صرفه‌جویی در وقت می‌توانند در تماس با بیماران قرار گرفته و نتایج را با بیماران در میان گذاشته و این فرایند هم برای بیماران و هم پزشکان آنان متحول کننده خواهد بود. در یک چشم‌انداز، آن چه که من و یکی از همکارانم در مجلهٔ JAMA نوشتیم آن است که

در آینده با «متخصصین اطلاعات»[1] روبه‌رو خواهیم بود که در برنامهٔ آموزش مشترک آن‌ها بر روی هوش مصنوعی، یادگیری ژرف، دانش داده‌ها و منطق بیزین[2] تا شناسایی الگو[3]، تأکید ورزیده می‌شود. چنین متخصص اطلاعاتی که در بورد تخصصی اعتبارسنجی می‌شود می‌تواند بازیگر ارزشمندی در تیم ارائه دهندهٔ خدمات سلامت باشد.

مثال واضح آن تومور بوردها هستند. در شکل مدرن کنونی، بوردهای تومور، گروه‌های چند تخصصی هستند که تشخیص سرطان بیمار و جایگزین‌های درمانی او را مورد بازنگری قرار می‌دهند. به شکل معمول، در هر بورد، یک انکولوژیست طبّی، انکولوژیست جراحی و انکولوژیست پرتودرمانی قرار دارد که حدود درمان‌های دارویی، جراحی و پرتویی در دسترس بیمار را پوشش می‌دهند. امّا با نقش فزونی یابندهٔ برجستهٔ هوش مصنوعی در تصویربرداری و پاتولوژی، حضور متخصص اطلاعات نیز به عنوان عضو تیم، بسیار ضروری خواهد بود یعنی کسی که واقعاً اساس الگوریتم‌های تشخیصی و پیش‌آگهی‌ها را درک می‌کند. در خور توجه است که اولین مقالهٔ چاپ شده در یک ژورنال معتبر Whatson IBM Health ورودی‌های هوش مصنوعی را با تومور بورد ملکولی در دانشگاه کارولینای شمالی در مرکز جامع سرطان Lineberger، مورد مقایسه قرار داد. از

[1] Information specialist

[2] Bayesian

[3] Pattern recognition

بیش از یک هزار مورد بازنگری شده توسط تومور بورد و هوش مصنوعی واتسون، در بیش از ۳۰ درصد موارد بازنگری شده اطلاعات آن‌ها هوش مصنوعی تقویت شده بود (به ویژه پیرامون گزینه‌های درمانی در موارد موتاسیون‌های خاص).

مانند رادیولوژی و پاتولوژی، دانش درماتولوژی نیز با «شناسایی الگو»[1] سر و کار زیادی دارد. بیماری‌های پوستی از فراوان‌ترین دلایل مراجعه به یک پزشک هستند و ۱۵ درصد از ویزیت‌های همهٔ دکترها را به خود اختصاص می‌دهند. امّا بر خلاف دو رشتهٔ تخصصی رادیولوژی و پاتولوژی، دو سوم از بیماری‌های پوستی توسط غیرمتخصصین پوست دیده می‌شوند که اغلب نیز خطای تشخیصی دارند و در پاره‌ای از مقالات نرخ خطا را تا ۵۰ درصد، ثبت کرده‌اند. از این رو، شناسایی الگوی بیماری‌های پوستی یک بخش بزرگ در پزشکی است و یک شانس را برای هوش مصنوعی برای ارائه نقش در این زمینه فراهم می‌آورد. همچنین با کمبود نسبی متخصصین پوست در آمریکا، این یک مورد کامل برای ماشین‌ها است که به ایفای نقش بپردازند.

الگوهایی که یک متخصص پوست نیازمند شناخت آن‌هاست، گروه بزرگی را تشکیل می‌دهند که شامل بثورات و ضایعات پوستی است ولی شناسایی سرطان پوست، هدف اصلی به کارگیری هوش مصنوعی در

[1] Pattern recognition

درماتولوژی قلمداد می‌شود. این به ویژه برای شناسایی اولیهٔ ملانوما، در پیش از این که این سرطان به غدد لنفاوی و سراسر بدن انتشار یابد، اهمیت دارد زیرا تشخیص زودرس، بقاء پنج ساله را به ۹۹ درصد در مقابل ۱۴ درصد، چنانچه در مراحل بعدی تشخیص داده شود، سوق می‌دهد.

به شکل کلی، سرطان پوست شایع‌ترین سرطان انسان است به طوری که بیش از ۵/۴ میلیون آمریکایی هر سال دچار سرطان پوست جدید می‌شوند که هزینه‌ای بالغ بر ۸ میلیارد دلار را به وجود می‌آورد. در حقیقت، از هر پنج آمریکایی، یک نفر در طول عمر خود دچار سرطان پوست می‌شود. امّا خوشبختانه، سرطان‌های غیرملانومایی، بیست بار شایع‌تر از ملانومایی هستند. مورد بحرانی، شناسایی کارسینوم‌های کراتینوسیتی[1] که شایع‌ترین سرطان پوست هستند و نرخ بهبودی بسیار بالایی را دارند از ملانومای بدخیم است. شناسایی غلط یک رشد غیرطبیعی به عنوان ملانوما، می‌تواند به بیوپسی‌های غیرلازم از ضایعات خوش‌خیم و بی‌آزار منتهی شود. از سوی دیگر، تشخیص اشتباه در ملانوما می‌تواند اثرات وخیمی را به بار آورد زیرا ملانوما در هر سال تقریباً ۱۰ هزار آمریکایی را می‌کشد.

در سال ۲۰۱۷، یکی از تأثیر برانگیزترین مقالات یادگیری ژرف که تاکنون چاپ شده است در مجلهٔ نیچر پدیدار شد که در صفحه روی جلد

[1] Keratinocyte carcinomas

آن مجله «آموخته از ضایعات[1]» درج شده بود و به تشخیص سرطان پوست می‌پرداخت. الگوریتم دو هدف را دنبال می‌کرد: طبقه‌بندی دقت‌آمیز ضایعات به خوش خیم یا بدخیم و چنانچه بدخیم می‌بود آیا ملانوما است یا خیر؟ آندره استیوا[2] و همکاران در دانشگاه استنفورد از یک الگوریتم شبکهٔ عصبی پیچشی گوگل[3] که با ۱/۲۸ میلیون تصاویر غیرپزشکی ImageNet از بیش از یک هزار طبقه شئ پیش آموزش داده شده بود، استفاده کردند. شبکهٔ عصبی از طریق ۱۲۹۴۵۰ تصویر مربوط به ضایعات پوستی، آموزش داده شد که نمایانگر ۲۰۲۳ بیماری پوستی بودند؛ امّا بسیاری از این تصاویر، عکس بودند و نه بیوپسی. از این رو، اعتباریابی دقیق توسط تشخیص بر پایهٔ بیوپسی بر روی ۱۹۴۲ ضایعه انجام شد که منجر به طبقه‌بندی این موضوع شد که آیا تصویر، سرطان را نشان می‌دهد و آیا سرطان، بدخیم است؟ نتایج با گزارش‌های بیش از بیست متخصص پوست دارای بورد از دانشگاه استنفورد، مورد آزمون قرار گرفتند. هر متخصص پوست که هیچکدام از ضایعات را قبلاً ندیده بود مورد پرسش قرار گرفت که آیا از ضایعه بیوپسی می‌کند و یا این که به بیمار قوت قلب می‌دهد. الگوریتم از هر کدام از آن‌ها جهت طبقه‌بندی

[1] Lesions Learnt

[2] Andre Esteva

[3] Google CNN algorithm

سرطان در ۱۳۵ تصویر درموسکوپیک[1] پیشی گرفت و از میانگین متخصص پوست برای ۱۳۰ تصویر فتوگرافیک ملانوما و ۱۱۱ تصویر درموسکوپیک ملانوما، بهتر بود. مقالهٔ استنفورد در مورد الگوریتم شبکهٔ عصبی پیچشی جهت ارزیابی سرطان پوست توسط هوش مصنوعی واتسونِ شرکت IBM ، تجدید گردید که نتایج نشانگر بالاتر بودن دقت، در مقایسه با هشت متخصص پوست، برای تشخیص ملانوما بود. یک پالایش بعدی الگوریتم که در مطالعهٔ استنفورد در گروه بزرگ‌تری از ۵۸ متخصص پوست برای تشخیص ویژه ملانوما به کار برده شد، دوباره الگوریتم از عمدهٔ متخصصین، پیشی جست. بخش سردبیری مجله پرسش‌های مهمی را پیرامون نتایج این الگوریتم عنوان نمود و این نشان می‌دهد که در عرصهٔ بالینی می‌بایست این شبکهٔ عصبی پیچشی، اعتبار سنجی شود. در هر صورت، امّا این آشکار است که یادگیری ژرف می‌تواند دقت در شناسایی سرطان پوست را ارتقاء دهد و آن چه که مطالعهٔ استنفورد نشان داد، این است که این شیوهٔ تشخیصی برای آزمون‌های بعدی آماده می‌شود. الگوریتم‌های دیگری نیز در حال کار هستند.

شرکت‌هایی مانند VisitualDX که با گروه یادگیری ماشین اپل هم‌گروه شده است، کمک می‌کنند تا تشخیص بثورات پوستی و ضایعات از پایگاه داده بیش از ۳۰ هزار تصویر انجام شود. این تلاش‌های جمعی

[1] Dermoscopic

در نهایت در جایی از جهان مصداق‌هایی را خواهند یافت. همچنین در زمانی که یک فرد دارای تلفن هوشمند، با دسترسی به اینترنت پهن‌گستر و یک ضایعهٔ پوستی وجود داشته باشد، می‌تواند کاربردهایی را از خود نشان دهد.

پیشرفت در این زمینه و کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص ضایعات پزشکی، به معنای جایگزین شدن آن با متخصص پوست (که تعداد آن‌ها در آمریکا کم است) نمی‌باشد بلکه این فناوری می‌تواند تشخیص پزشکی پزشکان خانواده و پزشکان عمومی که کار این متخصصین را در بخش‌های زیادی انجام می‌دهند، دقیق‌تر نموده و آن‌ها را توانمندتر سازد. همچنین از تلاش تشخیصی متخصصین پوست کاسته و به آن‌ها فرصت و زمان کافی را می‌دهد تا ضایعات پوستی را برش داده و پیرامون چگونگی درمان آن‌ها تصمیم‌گیری کنند. از منظر بیماران نیز این الگوریتم‌ها می‌توانند از انجام برداشتن ضایعات و بیوپسی‌های غیرضروری، جلوگیری کنند.

از آن چه که تاکنون پیرامون آن‌ها بحث کردیم آشکار است که این پتانسیل برای هوش مصنوعی وجود دارد که پزشکی را دچار تغییر نماید و این کار را با افزایش دقت تشخیصی و کارآمد نمودن فرایندها به انجام می‌رساند. امّا مشاهده نمودیم که مسلماً هیچ داده‌ای هنوز پدیدار نشده است که جایگزین مطلق پزشکان شوند. بحث را با نگاه به کار پزشکانی

ادامه می‌دهیم که روش‌های کلاسیک را در طبابت روزانهٔ خودشان به کار می‌برند؛ به زبان دیگر برعکس گروه‌های متخصصین بالینی که از آن‌ها نام بردیم (مانند رادیولوژیست‌ها و پاتولوژیست‌ها)، در طبابت این پزشکان، الگوی ساده‌ای حاکم نیست. هر چند که اقدامات یادگیری ماشین معطوف به ورودی‌ها و خروجی‌ها است، عمدهٔ کار رایج بالینی و طبّی، از پردازش الگوریتمی سرراست دوری می‌جوید. از این رو، ما این متخصصین بالینی را «پزشکان بدون الگو»[1] می‌نامیم. این پزشکان بدون الگو که شامل عمدهٔ پزشکان، پرستاران و متخصصین بالینی هستند، کار بالینی آن‌ها فاقد یک مرکزیت الگوگرا است، هر چند که در کار عمدهٔ پزشکان عمومی، عناصر با بار سنگین الگویی وجود دارد مانند اسکن‌ها و اسلایدها ولی عملکرد برجستهٔ آن‌ها شامل ارزیابی و فرمول‌بندی یک طرح می‌باشد که در آن یکپارچگی، پردازش شناختی تاریخچهٔ بیمار، داده‌های فیزیکی، آزمایشگاهی و دیگر موارد (مانند اسکن‌ها و اسلایدها که توسط متخصصین مربوطه تفسیر می‌شوند)، پیکرهٔ ادبیات پزشکی (مانند کتب مرجع و ژورنال‌های عمدهٔ پزشکی) و ارتباط با بیمار و خانوادهٔ او وجود دارد. بدین سان، هوش مصنوعی در کار طبابت این «پزشکان بدون الگو» می‌تواند فرصت‌های موازی‌ای را فراهم آورده و پاره‌ای از عملکردها را که با کارآمدی بالا از توان ماشین‌ها بر می‌آیند را به خوبی انجام داده و بار آن‌ها را از دوش

[1] Clinician Without Patterns

این پزشکان بردارد. یکی از این عملکردها که هوش مصنوعی در آینده می‌تواند انجام دهد، هضم مقالات معتبر پزشکی به صورت دائم و ارائه آن‌ها به پزشکانی است که به کار بالینی مشغولند.

هر سال بیش از ۲ میلیون مقالهٔ بازنگری شده توسط همتایان در مطبوعات بین‌المللی پزشکی به چاپ می‌رسد یعنی هر ۳۰ ثانیه یک مقاله و این حجم از مقالات از توان خوانش انسانی خارج است که بتواند خود را به روز نگه دارد. در آینده با ایجاد توانمندی‌های پردازش زبان طبیعی و خلق نظام کارآمدی برای پالایش و فیلتر کردن بهینهٔ مقالات، به گونه‌ای که استفادهٔ آن‌ها برای کاربران کاربر پسند[1] باشد، پزشکان خواهند توانست با دانش پزشکی مربوط به کار طبابت خود، به صورت روزآمد پابرجا بمانند. این تبلیغ هوش مصنوعی واتسون که این هوش می‌تواند به کمک پزشکان بشتابد تا آن‌ها بتوانند در کنار کار بالینی و طبابت خود روزانه پنج هزار مقالهٔ کامل را مطالعه کنند، ممکن است به زودی به واقعیت بپیوندد.

صحنهٔ کارزار دیگری که هوش مصنوعی در آینده می‌تواند در گسترهٔ تشخیص پزشکی به یاری «پزشکان بدون الگو» بشتابد، داده‌کاوی و یکپارچه‌سازی داده‌های بیمار است که طیف گسترده‌ای را در آینده به خود اختصاص خواهد داد. این طیف از یک سوی داده‌های پروندهٔ

[1] User friendly

الکترونیک سلامت[1] (HER) خواهد بود و از سوی دیگر داده‌های حاصل از حسگرهای اتصال یافته به بیمار مانند حسگرهای فشارخون، نظم قلب، گلوکز خون و غیره و از سوی دیگر داده‌های مربوط به ژنومیک و فناوری‌های امیکس و داده‌های اجتماعی بیمار که از طریق محتوای رسانهٔ موجود در شبکه‌ها مانند فیس‌بوک را شامل خواهد شد. داده‌کاوی و یکپارچه‌سازی این داده‌ها می‌تواند در خلق یک سیمای واحد و پیچیده در منظر کار طبابت یک گام اساسی به جلو جهت تشخیص بیماری‌ها باشد و بدین سان سطح کارآیی و کارآمدی «پزشکان بدون الگو» فزونی خواهد یافت. نکتهٔ دیگر آن که ورود پروندهٔ الکترونیک سلامت موجب شده است که مقدار زیادی از وقت پزشکان به این موضوع اختصاص یابد و با ورود «صفحه کلید رایانه»، یک جدایی روزافزون میان پزشک و بیمار شاهد هستیم. هوش مصنوعی می‌تواند با پردازش گفتار[2]، بخش شنیداری ویزیت پزشکی و بیمار را برداشت نموده و نسخه‌برداری کند.

این گفتمان غیرساختارمند نسخه‌برداری شده می‌تواند توسط بیمار ویراستاری گردیده و سپس توسط بازنگری پزشک و یادگیری ماشین (مختص به شیوهٔ نگارش خود پزشک مذکور و اسلوب وی) مورد پردازش قرار گیرد. پس از پنجاه بار تکرار چنین پردازشی و یا بیشتر، دیگر نیازی

[1] Electronic Healthcare Records

[2] Speech processing

به بازنگری با دقت در یادداشت‌برداری‌ها نبوده و می‌توان این نسخه‌برداری‌های انجام شده توسط ماشین را مستقیماً در پروندهٔ الکترونیک سلامت ذخیره نمود. این شیوه در آینده با استفاده از هوش مصنوعی می‌تواند به شکلی بی‌نقص، کارآمد با بهره‌مندی از پردازش زبان طبیعی عمل نموده و جایگزین نسخه‌بردارهای رایج شده و موجب کاهش هزینه‌ها و ایجاد امکان ارتباط چهره به چهرهٔ بیشتر پزشک با بیمار شوند. از سوی دیگر، خطاهای ورودی به پروندهٔ الکترونیک سلامت (که هم‌اکنون وجود این خطاها بسیار چشمگیر هستند) را کاهش می‌دهد. این گستره چنان هیجان برانگیز است که هم‌اکنون در دانشگاه استنفورد، در همراهی با گوگل، در حال سرانجام آمدن است و کار برای توسعهٔ این الگوریتم‌ها برای تولید چنین یادداشت‌هایی جهت ویزیت پزشک با بیمار (به شکل فعال) توسط بسیاری از شرکت‌های صاحب نام، در حال پیگیری است. پیشرفت در هوش مصنوعی می‌تواند صحنه‌ای دیگر از فعالیت‌ها را در قلمروی دید «پزشکان بدون الگو»، در آینده قرار دهد. هم‌اکنون ما بیش از حدّ به داده‌های مطالعات کوهورت بزرگ که در مقالات مجلات معتبر به چاپ می‌رسند، وابسته هستیم و به داده‌های مجاوری بیمار برای برآورد خطر بیماری وی نمی‌نگریم و بر اساس یک میانگین که همان گونه که در بخش پزشکی کم‌ژرفا به آن پرداختیم، بیمار را درمان می‌کنیم؛ میانگینی که در واقع وجود ندارد و داده‌های هر فرد برای خود آن فرد

منحصر می‌باشد و از این رو بهترین تصمیم برای یک فرد خاص آن است که پزشک یا یک هوش مصنوعی همهٔ داده‌های فردی شامل بیولوژیک، فیزیولوژیک، اجتماعی، رفتاری و زیست محیطی او را به جای داده‌های حاصل از مطالعات کوهورت بزرگ، ادغام نموده و سپس جهت درمان وی اقدام نماید. برای مثال، داده‌های کارآزمایی‌های گسترده نشان داده‌اند که از هر صد نفری که استاتین‌ها را دریافت می‌دارند فقط دو تا سه نفر کاهش حملات قلبی را تجربه خواهند کرد و مابقی افراد هیچگونه بهره‌مندی بالینی (به جز طبیعی شدن آزمایشگاهی کلسترول خود) به دست نمی‌آورند. اگر ما بتوانیم با کمک هوش مصنوعی و ورود داده‌های جامع بیولوژیک و ژنومیک تا اجتماعی و زیست محیطی، پیش‌بینی کنیم که آیا فرد بیمار از تجویز دارو بهره‌مند می‌شود یا خیر، گام بسیار مهمی را در پزشکی آینده شاهد خواهیم بود. هوش مصنوعی در گسترهٔ زمان، تغییرات مهمی را در پزشکی آینده رقم خواهد زد. زیرا کاربرد هوش مصنوعی در گسترهٔ زمان، تغییرات داده‌های بیولوژیک و ژنومیک و غیره بیمار را مورد رصد قرار می‌دهد و بر آن اساس تصمیم می‌گیرد که الگوی درمانی وی چگونه خواهد بود و بدین سان تنها به بررسی سطح برش طبیعی و غیرطبیعی بر پایهٔ آزمایشات بالینی نخواهد پرداخت؛ برای مثال، یک بیمار مرد را در نظر بگیرید که هموگلوبین او طیّ پنج سال گذشته از ۱۵/۹ به ۱۳/۲ گرم در دسی‌لیتر افت پیدا کرده است، هر دوی این

نتایج در محدودهٔ طبیعی قرار دارند و توسط آزمایشگاه پزشکی که سرش شلوغ است، مورد هشدار قرار نمی‌گیرد امّا این یافته خود می‌تواند از اولین نشانگان یک فرایند بیماری در فرد باشد و گویای یک سرطان خفته و یا یک خون‌ریزی نهفته باشد. امّا یک هوش مصنوعی که پیوستگی داده‌ها را نیز در نظر می‌گیرد می‌تواند هشدار لازم را صادر نماید و بنابراین یادگیری ژرف پیرامون اطلاعات روزآمد شدهٔ بی‌نقص و جامع یک فرد می‌تواند نقش مهمی را در راهنمایی پزشکان که چه چیز را در نظر بگیرند، ایفا نماید. همچنین این هوش مصنوعی می‌تواند با استفاده از دستورالعمل‌های رایج پزشکی و یا اطلاعات روزآمد موجود در سایت‌ها و بانک‌های پزشکی و یا برگرفته از چاپ مقالات تازهٔ پزشکی، پزشک را پیرامون نه تنها در انتخاب بهترین شیوهٔ درمانی بلکه درمان ویژهٔ بیمار، به شکل فردگرایانه[1]، هدایت نماید. از این رو، پسندیده است که من به جای گزارهٔ رایج کنونی «سیستم‌های حمایتی تصمیم بالینی (CDSS)[2]». از گزارهٔ «حمایت پزشکی فردگرایانهٔ افزوده (AIMS)[3]» برای عملکرد هوش مصنوعی در عرصهٔ بالینی استفاده کنم.

[1] Personalized

[2] Clinical Decision Support Systems

[3] Augmented Individualized Medical Support

ب) چشم پزشکان

شمارهٔ یک عامل جهانی نابینایی، رتینوپاتی دیابتی است که بیش از ۱۰۰ میلیون نفر را در سراسر جهان دچار می‌کند. در مورد شیوع آن در آمریکا، این گونه تخمین زده می‌شود که تقریباً در ۳۰ درصد از افراد دیابتی وجود داشته باشد. رتینوپاتی یک مورد بسیار چشمگیر برای سلامت عمومی است و از این رو برای آن غربالگری رایج توصیه می‌شود. چنانچه همهٔ غربالگری توصیه شده برای بیماران دیابتی انجام می‌شد، بیش از ۳۰ میلیون تصویر شبکیه در سال وجود داشت که می‌بایست مورد ارزیابی قرار گیرند. به صورت آشکار، این یک زمینهٔ هیجان انگیز برای ورود یادگیری ژرف است. یک گروه که توسط پژوهشگران در گوگل هدایت می‌شد، یک الگوریتم را توسعه داد که به شکل خودکار، رتینوپاتی دیابتی و ادم ماکولا[1] را مورد شناسایی قرار می‌دهد. آن چه که ما می‌دانیم آن است که در این کار، این پژوهشگران، از ۱۲۸۱۷۵ تصویر شبکیه برای آموزش و دو مجموعه تصاویر اعتبارسنجی شده (۹۹۶۳ و ۱۷۴۸ تصویر)، مجموعاً بیش از ۷۵ هزار بیمار، استفاده کردند. تصاویر شبکیه توسط بیش از ۶۰ چشم پزشک دارای بورد تخصصی، درجه‌بندی شدند که بعضی از این چشم پزشکان، هزاران تصویر (با محدودهٔ میانه از ۱۷۴۵ تا ۸۹۰۶ تصویر) را خواندند. نرم‌افزار توسعه یافته دارای حساسیت تأثیر برانگیز ۸۷ تا ۹۰ درصد و ویژگی ۹۸ درصد بود. گوگل

[1] Macular edema

تنها تیمی نبود که الگوریتم یادگیری ژرف را برای رتینوپاتی دیابتی توسعه داد. با استفاده از بیش از ۳۵ هزار تصویر شبکیه، IBM، دقت ۸۶ درصد را گزارش کرد. حتی یک فرد ۱۶ ساله به نام کاویا کوپاراپو[1]، یک الگوریتم را با اقتباس از ResNet-50 مایکروسافت توسعه داد و از داده‌های ۳۴ هزار تصویر از انستیتو ملّی چشم برای آموزش استفاده کرد. او به همراه برادرش و تیم خود، یک شرکت به نام Eyeagnosis را تشکیل دادند و یک اتصال لنزی سه بعدی را برای یک گوشی هوشمند طراحی کردند؛ به گونه‌ای که الگوریتم می‌توانست به شکل بالقوه در هر جایی برای تشخیص رتینوپاتی دیابتی به کار برده شود.

دو عامل در به کارگیری این یافته‌های تشویق کننده وجود دارند که باید به خاطر سپرد؛ نخست آن که دیابتی‌های مبتلا به رتینوپاتی، این احتمال بیشتر را دارند که گشادی مردمک ضعیف‌تری داشته باشند و بیشتر هم مبتلا به آب مروارید شدید می‌باشند؛ هر دوی این موارد، می‌توانند تصاویر را برای الگوریتم، دچار مشکل نمایند. دوم آن که نتایج ممکن است تحت تأثیر این قرار گیرد که چه کسی از دوربین شبکیه استفاده می‌کند، چشم پزشک، بینایی‌سنج و یا متخصصین بالینی دیگر. به این پژوهش‌ها در اولین کارآزمایی بالینی آینده نگر هوش مصنوعی در پزشکی پرداخته شد. یک

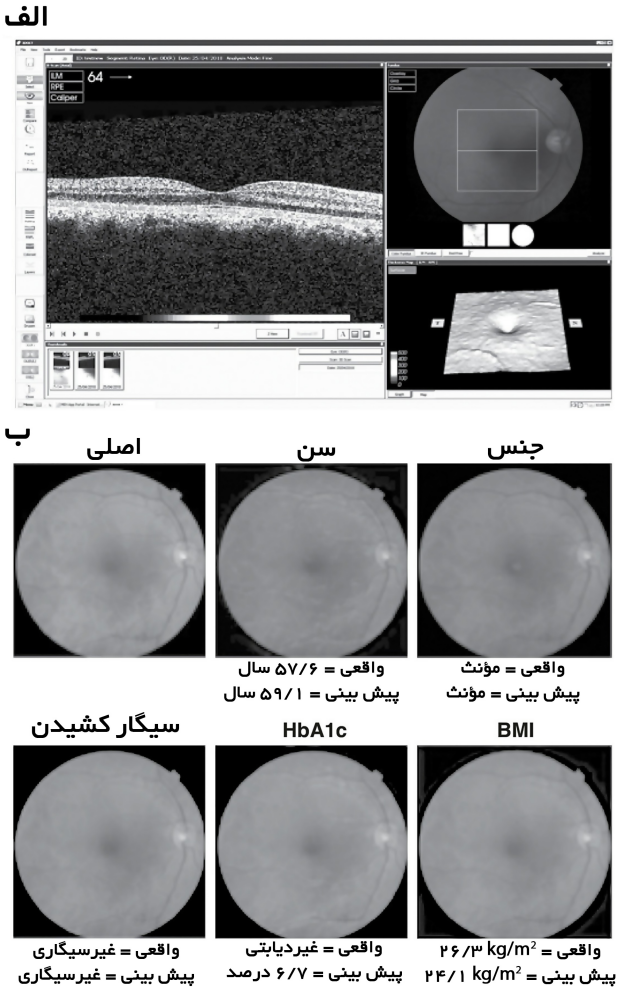
[1] Kavya Kopparapu

شرکت زایشی از گروه چشم پزشکی دانشگاه ایووا[1] به نام IDx یک الگوریتم یادگیری ژرف را توسعه داد که از دوربین شبکیه‌ای تاپ‌کن[2] برای شناسایی رتینوپاتی دیابتی استفاده می‌کرد. در ده مکان در آمریکا، گروهی از ۹۰۰ بیمار دیابتی، به شکل آینده‌نگرانه، در مطب‌های پزشکان عمومی مورد معاینهٔ چشم با ماشین IDx به اضافهٔ الگوریتم قرار گرفتند. تصاویر بلافاصله به ابر[3]، جهت آنالیز انتقال یافتند و نتایج ظرف چند دقیقه آماده بودند. دقت تشخیصی برای رتینوپاتی دیابتی بالا بود و حساسیت ۸۷ درصد و ویژگی ۹۰ درصد به دست آمد. به یاد داشته باشیم که این مطالعهٔ آینده‌نگرانه که اولین کارآزمایی بالینی از نوع خود بود، تقریباً همان سطح دقت گزارشات در مطالعات گذشته‌نگر را نداشت. IDx در سال ۲۰۱۸، توسط FDA مورد تأیید قرار گرفت. پذیرش این شیوه ممکن است با محدودیت روبه‌رو باشد زیرا نیاز به سیستم IDx دارد که بیش از ۲۰ هزار دلار می‌ارزد ولی این فناوری یک گام رو به جلو جهت تشخیص دقیق ماشینی این بیماری، بدون نیاز به چشم پزشک است.

[1] Iowa

[2] Topcon

[3] Cloud



شکل ۷: تصویر شبکیه (الف) OCT اپتیک (ب) تصاویر شبکیه‌ای که سنجه‌های کلیدی را با یادگیری ژرف پیش‌بینی می‌کند.

عامل برجستهٔ دیگر کوری دژنراسیون ماکولا [1](AMD) وابسته به سن است که مانند رتینوپاتی دیابتی، درمان سروقت اغلب می‌تواند پیشگیری کند یا حداقل بیماری را به تأخیر بیندازد. الگوریتم یادگیری ژرفی که بتواند عمدهٔ بیماری‌های شبکیه شامل AMD را به خوبی در پیش از این که علائم بیماری ظهور بیایند، تشخیص دهد، هم‌اکنون طراحی و تحت پژوهش قرار گرفته است. در یک مطالعهٔ همکارانه میان Moorfields و DeepMind شامل ۱۴ هزار تصویر [2]OCT ، تفسیر خودکار OCT به کمک هوش مصنوعی، حداقل به اندازهٔ متخصصین شبکیه در آنالیز و تریاژ بیماران جهت ارجاع فوری در بیش از ۵۰ تیپ بیماری چشمی شامل گلوکوما، رتینوپاتی دیابتی و دژنراسیون ماکولا وابسته به سن (AMD)، دقیق بود.

در اقدامی مشابه، یک الگوریتم تفسیر OCT توسط کانگ ژانگ[3] و همکاران او در UCSD با ۱۱۰ هزار تصویر، توسعه داده شد که با عملکرد چشم پزشکان برای تشخیص دقت‌آمیز AMD قابل مقایسه بود. ژانگ و دیگران بر روی یک اتصال تلفن هوشمندی کار می‌کنند که می‌تواند به کسب تصویر همانند ماشین‌های تخصصی OCT، دست بیابند.

فرصت‌های دیگر برای کمک به بچه‌ها و بینایی آن‌ها با کمک هوش

[1] Age-related macular degeneration

[2] Optical Coherence Tomography

[3] Kang Zhang

مصنوعی وجود دارد. یکی از چالش‌های تشخیصی در این زمینه، رتینوپاتی نارسی[1] است. این بیماری، نوزادان زودرسی که وزن کمتر از ۱۲۵۰ گرم در هنگام تولد را دارند، دچار می‌کند. این بیماری اغلب مورد غفلت قرار می‌گیرد زیرا متخصصین نوزادان اغلب در حدّ توان چشم پزشکان اطفال نمی‌توانند کار کنند و معاینه در بخش مراقبت‌های ویژهٔ نوزادان نیز به صورت کامل انجام نمی‌شود. بنابراین، بسیار حیاتی است که در مورد آن اقدام مناسب انجام شود زیرا رتینوپاتی نوزادان نارس یک عامل کوری کودکی است و این در حالی است که یک بیماری قابل درمان می‌باشد. در قالب یک مطالعهٔ گذشته‌نگر بزرگ با ۶ هزار تصویر، نشان داده شد که یادگیری ژرف، به شکل خاصی، خوب و یا حتی بهتر از خبرگان رتینوپاتی نوزادان نارس، می‌تواند آن را تشخیص دهد.

بیماری دیگری که کاربرد هوش مصنوعی در کودکان می‌تواند به آن کمک کند، آب مروارید مادرزادی می‌باشد که به شکل عادی در مراکز تخصصی می‌توان تشخیص داد و آن را مدیریت نمود. آب مراورید مادرزادی از لحاظ طبقه‌بندی تصاویر عدسی‌ها، تشخیص دقیق و گرفتن بهترین تصمیم در مورد جراحی، بسیار پیچیده‌تر از آب مروارید سالخوردگی است.

همانند تشخیص رتینوپاتی دیابتی، شدت روشنایی، زاویه و دقت

[1] Retinopathy of prematurity

تصویر، در میان ماشین‌های تصویربرداری و پزشکان، متغیر بوده و چالش‌های تشخیصی‌ای را ایجاد می‌نمایند. در یک مطالعه در چین از تصاویر تشخیصی توسط متخصصین چشم مربوط به ۸۸۶ بیمار استفاده شد تا شبکهٔ یادگیری ژرف موسوم به عامل CC-Cruiser آموزش داده شود. با استفاده از ۴۱۰ تصویر از کودکان با آب مروارید مادرزادی و ۴۷۶ تصویر طبیعی، یک شبکهٔ عصبی پیچشی هفت لایه استفاده شد که از Image Net اقتباس گردیده بود و ۴۰۹۶ یافته را مورد تجزیه و تحلیل قرار داد. شبکهٔ عصبی به صورت آینده نگرانه‌ای همهٔ ۵۷ بیمار به جز یک نفر مبتلا به این بیماری نادر را به شکل دقیقی، تشخیص داد و تصمیمات درمانی را در یک کارآزمایی چند بیمارستانی در چین فراهم نمود. در یک مطالعهٔ اضافی که بر پایهٔ وبِ پلتفورمِ ابریِ همکارانه استوار بود، یافته‌های مشابه‌ای به دست آمد. این مطالعه این ادعا را که الگوریتم می‌تواند در حدّ چشم پزشکان خبره عملکرد داشته باشد را پشتیبانی نمود و این نشان می‌دهد که می‌توان از الگوریتم‌های یادگیری ژرف، در خارج از مراکز ارجاعی تخصصی نیز استفاده کرد.

ج) پزشکان قلب

سامانه‌های خودکار برای خوانش نوار قلب (ECG) در دههٔ ۱۹۷۰ به کار برده شدند و در دههٔ ۱۹۸۰ رایج گردیدند که ممکن است یک

سنگ بنای اولیه در هوش مصنوعی قلمداد شوند ولی مسلماً با معیارهای امروزی هوش مصنوعی مطابقت ندارند. این بسیار شگفت‌انگیز است که چرا اقدامات ناچیزی با ابزارهای هوش مصنوعی مدرن جهت بهبودی در دقت تفسیر نوار قلب به صورت خودکار، انجام شده است.

یک شبکهٔ عصبی برای تشخیص حملات قلبی به کار برده شد که در سال ۱۹۹۷ به چاپ رسید و شامل یک لایهٔ ورودی، یک لایهٔ پانزده نرونی پنهان و یک لایهٔ خروجی بود. افزودن نرون‌های بیشتر در تک لایهٔ پنهان، کمک به بهبود دقت نمود. امّا لایهٔ پنهان ژرف نبود و مانند همان ماشین‌های قبلی خوانش نوار قلب، بر پایهٔ قاعده[1] استوار بود. امّا با توسعهٔ اخیر در یک الگوریتم شبکهٔ عصبی ژرف که به دقت، حملهٔ قلبی را با نوار قلب ۱۲ لیدی[2] تشخیص می‌دهد (حساسیت ۹۳ درصد و ویژگی ۹۰ درصد)، پیشرفت‌هایی در تشخیص ریتم قلبی از طریق یک لید واحد با به کار بردن رهیافت‌های یادگیری ژرف مدرن، انجام گردید.

یک شبکهٔ عصبی پیچشی توسط گروه دانشگاه استنفورد که توسط اندره ان‌جی[3] هدایت گردیده و با زمینهٔ راستی‌آزمایی بنیان یافته توسط تکنسین‌های دارای تأییدیه در خوانش ECG همراهی می‌شد، جهت آنالیز ۶۴۱۲۱ نوار قلب ۳۲ ثانیه‌ای از ۲۹۱۶۳ بیمار به کار برده شد.

---

[1] Rules based

[2] 12 Lead ECG

[3] Andrew Ng

آزمایش سپس با ۳۳۶ نوار قلب ثبت شده از ۳۲۸ بیمار ادامه یافت و الگوریتم با خوانش‌ها توسط ۶ متخصص قلب و عروق مورد مقایسه قرار گرفت. در همهٔ آن‌ها، ۱۲ ریتم غیرطبیعی گوناگون شامل فیبریلاسیون دهلیزی و بلاک قلبی همراه با ریتم سینوسی طبیعی تشخیص داده شدند. در این مطالعهٔ گذشته‌نگر، الگوریتم از ۶ کاردیولوژیست برای تشخیص عمدهٔ گروه‌بندی‌های بی‌نظمی‌های ریتم قلبی، پیشی جست. امّا اشتباهاتی از هر دو سوی ماشین‌ها و پزشکان قلب و عروق رخ داد و ارزش پیشگویی کنندگی مثبت تجمعی در محدودهٔ ۷۰ تا ۸۰ درصد بود، به ویژه تشخیص فیبریلاسیون دهلیزی مهم است. این ریتم شایع است و خطر دچار شدن به آن در طول عمر یک جمعیت طبیعی تقریباً ۳۰ درصد است و اغلب بدون علامت روی می‌دهد و رخداد آن خطر مهمی برای سکتهٔ مغزی است. در اواخر ۲۰۱۷، FDA، یک سامانه که توسط AliveCor توسعه داده شده بود را تأیید نمود که یک حسگر پایه‌دار تسمهٔ بند ساعتی را با الگوریتم یادگیری ژرف برای تشخیص فیبریلاسیون دهلیزی ترکیب می‌کرد. حسگر نوار قلب تک لیدی[1] که ضربان قلب را به شکل دائم در زمانی که پوشیده می‌شود پایش می‌کند، با ساعت اپل[2] اتصال دارد. یک کاربر می‌تواند یک نوار قلب ۳۲ ثانیه‌ای را در هر زمان

[1] ECG single-lead sensor

[2] Apple Watch

با گذاشتن انگشت بر روی بند ساعت، ثبت کند. نوار قلب توسط الگوریتم، درست همانند اتصال حسگر تلفن هوشمند که بیش از پنج سال است استفاده می‌شده است، آنالیز می‌گردد. AliveCor از مزیت شتاب‌سنج بهره می‌برد که حرکت فرد را برای شناسایی اختلالات ریتم قلبی با شناسایی ضربان قلب که نامتناسب با سطح فعالیت است را مورد رصد قرار می‌دهد. یک شبکهٔ عصبی یادگیری غیرنظارت شده[1]، هر پنج ثانیه به حرکت در می‌آید و ارتباط میان ضربان قلب فرد و فعالیت فیزیکی را پیش‌بینی می‌کند. وجود یک الگوی غیرخطی، شاهدی بر عدم هم‌آهنگی بوده و دستگاه را برای آگاه نمودن کاربر برای گرفتن نوار قلب، درست در هنگام پنجرهٔ دقیق زمانی در هنگامی که بی‌نظمی قلبی[2] احتمالی در حال رخداد است، آگاه می‌سازد. برخلاف دیگر فناوری‌ها که من تاکنون مورد بازنگری قرار داده‌ام، این ابزار بیمار را هدف قرار می‌دهد و نه پزشکان که نکتهٔ کلیدی آن است که فعالیت بیمار را در یک جهان واقعی و نه یک مطب دکتر، به ثبت می‌رساند. امّا نوارهایی که ثبت می‌شوند و آرشیو می‌گردند به آسانی به یک متخصص قلب و یا هر پزشک دیگر فرستاده می‌شوند، می‌توانند برای تشخیص بیماری کمک کننده باشند. اکوکاردیوگرافی که ساختار و عملکرد قلب را مورد بررسی قرار می‌دهد،

[1] Unsupervised learning neural network

[2] Arrhythmia

از فناوری‌های حیاتی برای یک متخصص قلب محسوب می‌شود. حرکت قلب همراه با تعریف دقیق ساختارهای کلیدی در حلقه‌های اکو[1] مانند اندوکاردیوم، تجزیه و تحلیل دقیق، خودکار و کامل را دشوار می‌سازد ولی تلاش‌هایی در انجام است که ابزارهای هوش مصنوعی را برای پردازش معاینات اکوکاردیوگرافی وارد نمایند مانند آن چه که در UC Berkeley و اولترومیکس[2]، یک شرکت نوپا در اکسفورد انگلستان، در جریان است (که یک شرکت زایشی از دانشگاه آکسفورد) می‌باشد. گروه برکلی اولین کاربرد شبکهٔ عصبی ژرف را در اکوکاردیوگرافی به چاپ رساند که در آن تفسیر تصویر ماشینی با کار متخصصین قلب دارای بورد تخصصی در UCSF ، مورد مقایسه قرار گرفت ولی دقت آن کاملاً بالا بود و الگوریتم توانست بیش از ۹۰ درصد از آن چه که متخصصین قلب مشاهده کردند را مورد شناسایی قرار دهد. اولترومیکس بر تفسیر تصویر اکو در استرس، تمرکز یافته است که به مقایسهٔ الکتروکاردیوگرام در زمان پایه در قبل از ورزش و در اوج ورزش می‌پردازد. شرکت این ادعا را در سایت خود می‌نماید که به ۹۰ درصد دقت در تشخیص بیماری عروق کرونر دست یافته است ولی داده‌ها هنوز به چاپ نرسیده‌اند.

ابزارهای دیگری برای کاردیولوژی در دست بررسی می‌باشند.

---

[1] Echo loops

[2] Ultromics

الگوریتم‌های MRI رزونانس قلب[1] توسط شرکت‌های Arterys و Nvidia مورد پیگیری قرار گرفته‌اند. این الگوریتم‌ها، تفسیر این اسکن‌ها را همراه با دقت، شتاب می‌دهند. افزون بر این تصویربرداری‌ها، پروندهٔ الکترونیک سلامت مورد بررسی موشکافانهٔ الگوریتم ماشینی جهت پیش‌بینی خطر حملهٔ قلبی قرار گرفته است. گروه ناتینگهام[2] از داده‌های پروندهٔ الکترونیک سلامت از تقریباً ۳۸۰ هزار بیمار (تقسیم بندی شده به کوهورت آموزشی با بیش از ۲۹۵ هزار و گروه اعتبارسنجی با حدود ۸۳ هزار نفر) استفاده کرد. چهار الگوریتم گوناگون شامل یک شبکهٔ عصبی، از خطر پیش‌بینی استاندارد کالج کاردیولوژی آمریکا و انجمن قلب آمریکا که به شکل گسترده استفاده می‌شوند، پیشی جست. ادغام طبقهٔ اقتصادی اجتماعی و نژادی بیمار در الگوریتم‌های یادگیری ماشین، قسمتی از مزیت آشکار این نظام ماشینی را توضیح می‌دهد. در حرکتی مشابه، به جای استفاده از عوامل خطرساز بالینی فرامینگهام که برای پیش‌بینی خطر بیماری قلبی برای چندین دهه استفاده می‌شد، یک گروه در دانشگاه بوستون از پردازش الگوریتمی ماشینی پروندهٔ الکترونیک سلامت استفاده کرد و به ۸۰ درصد دقت در مقایسه با دقت ۵۶ درصدی فرامینگهام نایل آمد.

[1] Heart Resonance MRI

[2] Nottingham

د) پزشکان سرطان

هنگامی که هوش مصنوعی واتسون از شرکت IBM، مراقبت‌های سلامت را نشانه‌گیری نمود، شگفتی اندکی بود که گسترهٔ سرطان در پزشکی در بالای فهرست قرار خواهد گرفت. احتمالاً به هر شیوه‌ای که سرطان یک فرد تعریف شود، هیچ رشتهٔ تخصصی در پزشکی وجود نداشته باشد که مانند گسترهٔ سرطان غنی از داده باشد و برای آن مجموعه داده‌های گسترده‌ای در مورد تشخیص و درمان شکل داده شده باشد. ما می‌دانیم که سرطان هر شخصی منحصر به فرد بوده و می‌توان در لایه‌های چندگانه آن را ویژگی داد. این‌ها شامل توالی‌یابی DNA خود فرد، توالی‌یابی DNA توموری، توالی‌یابی RNA توموری، توالی‌یابی DNA سلول‌های توموری در حال گردش در پلاسما (معروف به بیوپسی مایع)، مشخص کردن وضعیت ایمنی سلول توموری و هم خود بیمار و احتمالاً رشد سلول‌های سرطانی در یک پتری دیش جهت آزمون پاسخ است؛ یعنی آن چه که پاسخ یک ارگانوئید[1] به داروهای متنوع نامیده می‌شود. لایه‌های اطلاعات، اخیراً به تجزیه و تحلیل سلول‌های زندهٔ سرطانی امتداد یافته‌اند که از میکروفلوئید یک بیمار جداسازی شده‌اند که این می‌تواند سرطان سینه یا پروستات باشد و با چشم‌انداز ماشین هوش مصنوعی جهت پیش‌بینی خطر بعد از جراحی، مورد ارزیابی قرار

[1] Organoid

می‌گیرند. این یک شرایط منحصر به فرد در تاریخ سرطان است که تاکنون به بررسی بلاک‌های بافتی ثابت شده در فرمالین وابسته بوده است (که مسلماً می‌توان آن را مرده در نظر گرفت). بسیاری از این لایه‌های بیولوژیک داده را باید بتوان به شکل سریالی ارزیابی نمود: در زمان درمان، در هنگام مراقبت یا در صورتی که عود سرطان مطرح باشد. با افزودن اطلاعات تصویربرداری، می‌توان ترابایت‌ها[1] داده پیرامون فرد و فرایند سرطان وی به دست آورد. در این صورت نه تنها داده‌های بزرگ[2] برای هر بیمار وجود دارد بلکه بیش از ۱۵ میلیون آمریکایی وجود دارند که با سرطان زندگی می‌کنند که همراه با تمام اطلاعات دموگرافیک، درمان و پیامدهای موجود آن‌ها، بر این داده‌های بزرگ، افزوده می‌شوند. برای بهینه کردن پیامدها، به شکل گسترده‌ای انتظار می‌رود که به ترکیباتی از درمان‌ها (از کلاس‌های گوناگون) نیاز خواهد بود که برای مثال شامل درمان‌هایی می‌باشند که موتاسیون‌های خاص ژنومیک را در تومور هدف قرار می‌دهند و همچنین آن‌هایی که سیستم ایمنی بیمار را افزوده می‌سازند. هم‌اکنون تعداد زیادی گزارش در مورد موفقیت‌آمیز بودن کاربرد دو درمان ایمنی درمانی گوناگون وجود دارد و همچنین هم‌اکنون این کلاس داروها، با توانایی مهندسی نمودن سلول‌های تی (T) بیمار،

[1] Terabytes

[2] Big Data

بیشتر گسترش یافته‌اند. به زبان دیگر، جهان سرطان به شکل چشمگیری پیچیده بوده و نشانگر یک چالش سهمگین برای خبرگان بالینی، بیولوژیست‌های محاسبه‌گر[1] و هوش مصنوعی است.

در مورد سرطان پستان، ما در این نوشتار تلاش‌های هوش مصنوعی در بازنگری تصویربرداری و پاتولوژی اسلایدها را بحث کردیم. یک مطالعه از بیمارستان متدودیست[2] در هوستون نشان داد که چگونه هوش مصنوعی به شکل قابل ملاحظه‌ای تفسیر ماموگرافی را شتاب داده است. در مطالعهٔ دیگر از مراکز بوستون، یادگیری ماشین از ضایعات بیوپسی پرخطر، پیش‌بینی نمود که می‌توان از جراحی در ۳۰ درصد از بیش از یک هزار بیمار، اجتناب ورزید. اما این مطالعات هنوز از چالش‌هایی که در فراروی هوش مصنوعی برای پردازش مجموعه داده‌های بی‌نظم و بهبودی در پیامدهای بالینی وجود دارد، بسیار دور است.

امّا آن چه من از مجموعه آزمایشگاه‌های تحقیقاتی یک شرکت به نام Tempus Labs که بر روی سرطان کار می‌کردند و توسط اریک لفکوفسکی[3] در سال ۲۰۱۵ بنیان گذاشته شد، برداشت نمودم آن است که این شرکت اولین در جهان است که به شکل پیشرفته‌ای با رهیافتی جامع به سرطان می‌نگرد. لفکوفسکی که همسرش در سال ۲۰۱۴ مبتلا

[1] Computational biologists

[2] Methodist Hospital

[3] Eric Lefkofsky

به سرطان پستان شد، دریافت که هیچ پژوهش و یا شیوهٔ درمانی در مورد سرطان که یک نقش متفاوت را ایجاد کند، وجود ندارد؛ لذا او با استخدام بیش از یک صد نخبهٔ هوش مصنوعی به راه‌اندازی شرکت خود اقدام کرد. در هنگام بازدید از این شرکت من آخرین ماشین‌های توالی‌یابی Hiseq ایلومینا[1] NovaSeq، اتاقی برای کشت‌های ارگانوئید سلول‌های سرطانی، یک محوطهٔ بزرگ دیگر را برای یادگیری ماشین گزارش‌های اسکن‌ها و بیوپسی‌ها و یک اتاق تصویربرداری را مشاهده کردم که در هنگام بازدید من از شرکت Tempus، دیدم که این شرکت داده‌های بیش از یازده هزار بیمار و ۲/۵ پتابایت[2] داده را دارد. با پلاتفورم بر پایهٔ ابر[3]، رایانش خوشه‌ای[4]، پردازش زبان طبیعی و توانمندی‌های دیگر هوش مصنوعی، یک زیرساخت برای برپا کردن بزرگ‌ترین کتابخانه ملکولی و داده‌های بالینی جهان فراهم شده بود و یک سیستم عامل جهت دسترس‌پذیری داده‌ها و مقید نمودن آن‌ها نیز در این شرکت برقرار گردیده بود.

این شرکت در همکاری با بیش از چهل انستیتو ملّی سرطان در آمریکا، گستره‌ای از مطالعات که در بالا به آن اشاره شد شامل توالی‌یابی و کشت را انجام می‌دهد. در فراتر از ارزیابی گسترهٔ بیمار، این شرکت

[1] Illumina Hiseq

[2] Petabytes

[3] Cloud-based

[4] Cluster computing

«دو قلوی دیجیتالی»[1] اطلاعات را نیز فراهم می‌آورد که گزارش نتایج آن‌ها طیّ دو تا سه هفته بعد از دریافت نمونه‌ها آماده می‌شود. این شامل اطلاعات درمان و پیامدهای بیماران هویت‌زدایی[2] شده است که بیشترین مشابهت را از نظر اطلاعات دموگرافیک و بیولوژیک دارند. این از طریق گماشتن یک شیوهٔ پیشرفتهٔ تجزیه و تحلیل هوش مصنوعی از نزدیک‌ترین آنالیز همسایه و مجاور انجام می‌شود.

در یک فراگرد کلی، این یک مدل بر پایهٔ فنوتیپ‌سازی ژرف و آنالیتیک ژرف است که به متخصصین سرطان کمک می‌کند تا بر اساس داده‌ها، تصمیم‌گیری کنند. شرکت‌های دیگری در کنار واتسون IBM و Tempus Labs هستند که دارند کاربرد هوش مصنوعی را ارتقاء می‌دهند و داده‌های چندگانهٔ مراقبت‌های سرطان را یکپارچه می‌سازند. یکی از آن‌ها SOPHiA GENETICS در سوئیس است که هم‌اکنون در بیش از چهارصد انستیتو در چهل و پنج کشور جهان استفاده می‌شود و داده‌های بالینی، ملکولی و تصویربرداری را برای کمک به انکولوژیست‌ها گرد هم می‌آورد.

جایی دیگر که هوش مصنوعی می‌تواند سرطان را مورد حمله قرار دهد، سرطان‌های دستگاه گوارش است. تشخیص دقیق پولیپ‌های رودهٔ

[1] Digital twin

[2] De-identified

بزرگ و ضایعات سرطانی در هنگام کولونوسکوپی، بیش از آن چه که تصور می‌رود، دشوار است. چندین مطالعه نشان داده اند که این ضایعات در حداقل ۲۰ درصد از بیماران تشخیص داده نمی‌شوند و این در حالی است که بعضی از گزارشات مقادیر بالاتری را گزارش کرده‌اند. ضایعات هنگامی که پهن، کوچک و در مکان‌های خاصی هستند بسیار مستعد عدم‌تشخیص می‌باشند. چشمان انسانی حتی آن‌هایی که مربوط به متخصصین گوارش بسیار تعلیم دیده هستند، ممکن است به خوبی دید اپتیکی رایانه‌ای، نباشند که این موضوع در یک مطالعه در بیش از دویست پولیپ کوچک که با مدد رایانه[1] انجام شده، نشان داده شده است. اخیراً، ایدهٔ استفاده از هوش مصنوعی جهت شناسایی این ضایعات در یک مطالعهٔ یادگیری ژرف که از سیصد یافته از ۳۰ هزار تصویر کولونوسکوپی با بزرگ‌نمایی پانصد برابر استفاده شد، در شناسایی این ضایعات، پیشرفت ایجاد نمود. سپس این الگوریتم در ۲۵۰ بیمار با ۳۰۶ پولیپ، مورد آزمایش قرار داده شد. دستیابی به دقت ۸۶ درصد در مقایسه با آن چه در ادبیات پزشکی است، بسیار نوید دهنده است. در اولین مطالعهٔ گذشته‌نگر کولونوسکوپی با تصاویر پردازش شده با هوش مصنوعی بلادرنگ[2]، نتایج از ۳۲۵ بیمار، برای تشخیص پولیپ‌های بسیار کوچک و ظریف، به شکل چشمگیری تشویق

[1] Computer-aided study

[2] Real time AI- processed imaging

کننده بود. کاربرد چنین بزرگ‌نمایی بالا و بازنگری الگوی ماشینی نشان می‌دهد که هوش مصنوعی در نهایت یک افزودهٔ مفید برای غربالگری این سرطان مهم است.

ه) جراحان

ممکن است غیرمنطقی باشد فکر کنیم که هوش مصنوعی می‌تواند بخش زیادی از توان دستان و مهارت جراحان را داشته باشد. امّا از لحاظ مفهومی، انجام اعمال جراحی احتمالاً گسترهٔ پیشرفت‌های آینده است؛ هر چند که تقریباً دو دهه است که جراحان از ربات‌ها استفاده کرده‌اند که نمونهٔ اولیهٔ آن ربات جراحی شهودی داوینچی[1] برای جراحی‌ها مدد یافته با هوش مصنوعی می‌باشد. گرچه داده‌های کارآزمایی‌های تصادفی این ربات‌ها چندان تأثیر برانگیز در مقایسه با جراحی استاندارد جهت بهبود پیامدهای کلیدی نبوده‌اند ولی در سال ۲۰۱۶ به تنهایی و بیش از ۴ هزار بار، چنین ربات‌هایی کمک به انجام ۷۵۰ هزار جراحی در سراسر جهان نموده‌اند و این کمتر از ۱۰ درصد از بیش از ۸ میلیون جراحی است که هر سال انجام می‌شوند. تلاش‌های اخیر جهت افزایش توان جراحی رباتیک شامل ورسیوس[2] است که یک ربات با بازوهایی است که

[1] Da vinci of Intuitive Surgical

[2] Versius

بسیار شبیه بازوهای انسانی است و توسط رباتیک پزشکی کمبریج در انگلستان ساخته شد. شرکت‌های نوپای دیگر با ربات‌های جدید شامل Medical Microinstruments است که مچ‌هایی مینیاتوری بدون نیاز به کنسول کنترل دارد و برای انجام جراحی‌های کوچک مناسب است. مورد دیگر Auris Health است که تأییدیهٔ FDA را در سال ۲۰۱۸ دریافت کرد و ربات آن مانند یک آندوسکوپ عمل می‌کند و به درون بدن بیمار از طریق دهان گذاشته می‌شود و به نای و ریه جهت گرفتن بیوپسی توسط دید مدد یافته با رایانه[1]، فرستاده می‌شود. شرکت Medtronic، یک شرکت رباتیک آلمانی را خریداری کرد که حسگرهای حس لامسه را دارد و به ربات، حس مربوط به جراح انسانی را می‌دهد. همچنین ربات‌هایی هستند که در مسیر بخیه‌ها، بدون تداخل انسانی، می‌توان گذاشت و بسیاری از افراد شناسایی و دبریدمان بافت مرده و یا سرطانی را با این ربات در سر می‌پرورانند.

پیشرفت اخیر در ساخت ربات با حس لامسه‌ای (غیر مربوط به انجام جراحی)، نشان می‌دهد که ما در آینده اثر بیشتری را در جراحی‌ها شاهد خواهیم بود. در یک کارآزمایی کوچک تصادفی، اولین جراحی کوچک با مدد ربات در درون چشم انسان انجام شد که نتایج آن برای بهبودی در پیامدهای این نوع جراحی خاص ظریف، امیدوار کننده بوده است.

[1] Computer-assisted vision

هر چند که همهٔ این شرکت‌ها، ربات‌هایی را بهبودی می‌بخشند که در درون خود به هوش مصنوعی نیاز دارند، شرکت Verb Surgical که در سال ۲۰۱۵ تأسیس شد و به عنوان سرمایهٔ خطرپذیر شرکت گوگل و Johnson & Johnson است از هوش مصنوعی در اتاق عمل استفاده می‌برد. تمام ربات‌های این شرکت از طریق اینترنت به هم اتصال دارند و داده‌های هر عمل جراحی را ثبت کرده و با به کار بردن یادگیری ماشین، بهترین شیوهٔ جراحی را تعیین می‌کنند. این را «جراحی ۴»[1] نامیده‌اند. مفهوم جراحان اتصال یافتهٔ ابری[2] که تجربیات خود و دسترسی به داده‌ها را به اشتراک می‌گذارند در حقیقت دموکراتیزه کردن عمل جراحی است. به ویژه، یادگیری ماشین که تصویربرداری حین عملی[3] و نیز همهٔ داده‌های مربوطه را از هر بیمار بیرون می‌کشد می‌تواند شیوهٔ عمل پیشین را بازتعریف نموده و پیامدها را بهبود ببخشد. برای مثال، چنین رهیافتی می‌تواند گام‌های کلیدی جراحی را برای پرهیز از عوارض جدی و ناشایع برداشت پروستات که شامل اختلال جنسی و بی‌اختیاری ادراری است را مورد شناسایی قرار دهد. همچنین یک یکپارچگی واقعیت مجازی و میکروسکوپی سه بعدی ویدیوئی جهت به تصویر کشاندن خارق‌العاده آناتومی در هنگام جراحی وجود دارد. بدین سان، گرچه غیرمنطقی به نظر

[1] Surgery 4.0

[2] Cloud-connected

[3] Intraoperative imaging

می‌آید که بتوان تصور نمود هوش مصنوعی جایگزین جراحان شود ولی به نظر می‌آید که این دیدگاه روز به روز امکان‌پذیرتر می‌شود.

هنگامی که یک گروه از پژوهشگران از دانشگاه‌های آکسفورد و ییل[1] پیمایشی را بر روی این که چه زمانی هوش مصنوعی در گستره‌های گوناگون از عملکرد انسانی پیشی می‌گیرد، انجام دادند، در نهایت این نتیجه حاصل شد که جایگزین شدن جراحان با ربات‌ها حدود ۳۰ سال بعد انجام می‌شود که این زمان دو برابر جایگزین شدن خرده فروشان است ولی بسیار کمتر از زمان ۸۵ سالی است که برای جایگزین شدن پژوهشگران با هوش مصنوعی می‌توان تصور کرد.

[1] Yale

فصل سوم

سلامت روان

در یکی از مقالات به یاد ماندنی اکونومیست[1] به پژوهشی که در یک ژورنال به نام «رایانه‌ها در رفتار انسانی»[2] به چاپ رسیده بود، پرداخت که نشان می‌داد انسان‌ها ترجیح می‌دهند که پنهانی‌ترین رازهای خود را به جای انسان‌های دیگر با ماشین‌ها در میان بگذارند و به آن‌ها اعتماد نمایند. یافته‌های این پژوهش می‌توانند در دورانی با بار سهمگینی از بیماری‌های روانی و مسائل سلامت روانی و کمبود نیروی انسانی متخصص جهت ارائه خدمت، آشکارا دلالت‌های چشمگیری را از خود نشان دهند. مطالعهٔ هدایت شده توسط جاناتان گراتچ[3]، بخشی از پژوهش‌های مجازی نوآورانهٔ انسانی در انستیتو فناوری‌های خلاقانه در لس‌آنجلس بود. گراتچ و تیم او ۲۳۹ فرد را از Craigslist برگزیدند. تنها شاخص ورود به مطالعه آن بود که شرکت کنندگان می‌بایست ۱۸ تا ۶۵ سال سن داشته باشند و از توانایی بینایی خوبی بهره‌مند باشند. تمام شرکت کنندگان با یک آواتار انسانی[4] به نام الی[5] که آن را از طریق یک

[1] Economist

[2] Computers in Human Behavior

[3] Jonathan Gratch

[4] Human avatar

[5] Ellie

صفحهٔ تلویزیون می‌دیدند، مورد مصاحبه قرار گرفتند. به نیمی از شرکت کنندگان توسط پژوهشگران گفته شده بود که در یک گروه قرار می‌گیرند که «الی» انسان نیست و به نیمی دیگر نیز گفته شد که «الی» از راه دور توسط فرد کنترل می‌شود.

پرسش‌هایی که «الی» می‌پرسید به تدریج خودمانی و احساسی گردید مانند *"به من بگو آخرین باری که شما واقعاً احساس خوشحالی کردید، کی بود؟"* صورت‌های شرکت کنندگان مورد پایش قرار می‌گرفت و نسخه‌های مصاحبه‌ها توسط سه روان‌پزشک که نمی‌دانستند به کدام یک از شرکت کنندگان گفته بودند الی توسط رایانه کنترل گردیده و یا توسط انسان کنترل می‌شده است، مورد بازنگری قرار گرفتند. این داده‌ها برای کمّی‌سازی ترس، غم و دیگر پاسخ‌های هیجانی در طیّ مصاحبه‌ها و همچنین گشودگی آن‌ها نسبت به پرسش‌ها استفاده شدند. با هر اندازه‌گیری، شرکت کنندگان بسیار مایل بودند تا رازهای خود را بیشتر هنگامی که می‌پنداشتند با یک انسان مجازی ارتباط برقرار می‌کنند تا یک انسان واقعی، افشا کنند. به زبان دیگر، آن‌ها احساس واقعی می‌کردند که در مورد چیزهای شخصی خود با انسان مجازی صحبت کنند تا یک انسان واقعی. با کار گراتچ، چنین به نظر می‌آید که برای رازگشایی افکار ژرف، آواتارها، بر انسان‌ها مزیت دارند. در واقع، در یک همایش سلامت توسط ژورنال وال استریت در سال ۲۰۱۸ که من نیز در آن شرکت کرده

بودم، یک نظرسنجی انجام شد که اکثر حضار گفتند ترجیح می‌دهند و بیشتر شاد می‌شوند که رازهای خود را با یک ماشین در میان بگذارند تا یک دکتر. گرچه در مطالعهٔ گراتچ، مسایل سلامت روان هدف‌گذاری نشده بود ولی ابزارهایی دیجیتالی در سال‌های اخیر توسعه یافته‌اند که اختصاص به افرادی دارند که دچار ناهنجاری هیجانی و یا روانی هستند. اخیراً شرکت‌ها آغاز به توسعهٔ ربات‌های سخنگو[1] کرده‌اند که جهت حمایت از سلامت روان به کار می‌آیند. نمونهٔ بارز آن Woebot است که در چند ماه اول کار خود آن قدر کاربر پیدا کرد که تعداد این افراد بیش از آن افرادی هستند که در طیّ یکصد سال به دیدن یک روان‌شناس می‌روند.

تا همین اخیراً، ارزیابی ما از رفتار، خلق و شناخت، عمدتاً بر اساس برداشتی بود که در طیّ ویزیت‌های کوتاهِ گاه به گاهی در شرایط بالینی صورت می‌گرفت و تازه اگر به طور کامل نیز انجام می‌شد معمولاً به دشواری‌ها و مسائل سلامت روان از دید بالینی می‌نگریست تا این که به پیشگیری آن‌ها. امّا هم‌اکنون ما می‌توانیم داده‌های عینی برای فنوتیپ‌سازی ژرف را خلق و حالت سلامت روانی را گردآوری کنیم. گزارهٔ «فنوتیپ‌سازی دیجتیالی»[2] این را معنا می‌دهد که هر یافته‌ای را می‌توان دیجیتالی کرد و بدین سان سنجه‌های متنوعی را تولید نمود. بسیاری از

[1] Chatbots

[2] Digital phenotyping

این یافته‌ها را می‌توان به شکل انفعالی از طریق تلفن‌های هوشمند در جهان واقعی بیمار به دست آورد. با افزودن حسگرهای اتصال یافته به بیمار، بسیاری از متغیرهای فیزیولوژیک را می‌توان به طور ساده و اغلب دائم گردآوری نمود. این به معنای پیکره‌ای عظیم از داده‌ها برای هر فرد است که هوش مصنوعی می‌تواند آن‌ها را پردازش نماید. بدین سان، انقلاب در پردازش زبان طبیعی و هوش مصنوعی، به گفتار و آوا[1] (که از طریق تلفن هوشمند گردآوری می‌شوند) این اجازه را می‌دهند که بتوانند به عنوان اولین نشانگان هشدار دهندهٔ بیماری‌های جدی روانی باشند.

این سنجه‌ها را می‌توان در گستره‌ای از مسائل به کار برد. برای مثال، شیوهٔ چگونگی استفاده افراد از صفحهٔ کلید تلفن هوشمندشان یک سنجه است. دانشمندان رایانه در دانشگاه ایلینویز[2] با استفاده از یادگیری ژرف و صفحه کلید مشتری که با یک شتاب سنج بارگزاری شده بود از این مفهوم بهره بردند و با استفاده از الگوریتمی که آن‌ها طراحی کردند DeepMood را ساختند. آن‌ها توانستند بدین سان با دقت بالا در یک مطالعهٔ پایلوت، افسردگی را پیش‌بینی کنند و از این طریق اثبات مستقلی از مفهوم رصد انفعالی خُلق[3] را طریق فعالیت صفحه کلید فرد (مانند نوردش یا پیمایش و زمان کمون میان فاصله و تیپ‌های حروف و

[1] Voice

[2] Illinois

[3] Passive mood tracking

نشانه‌ها) فراهم آوردند.

یکی دیگر از سنجه‌ها «نشانگان درستکاری»[1] است که آلکس پنت لند[2] دانشمند و استاد در MIT، در آزمایشگاه Human Dynamics خود، بر روی آن‌ها کار کرده است. نشانگان درستکاری، شیوه‌هایی هستند که ما ناخودآگاه و غیرزبانی حقایق را در مورد خودمان به ارتباط می‌گذاریم که لحن، گفتار، روانی بیان، ورد به محاوره و انرژی‌ای که ما در هنگام صحبت کردن از خود نشان می‌دهیم را شامل می‌شوند. Cogito با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ژرف و «نشانگان درستکاری»، یک برنامهٔ کاربردی (app) به نام Companion را ساخت که روان‌شناسان، پرستاران و کارکنان بخش‌های اجتماعی جهت پایش سلامت روانی بیماران از آن استفاده می‌کنند. با ثبت و بارگذاری یک ورودی یاد نگاشت شنیداری[3]، این برنامهٔ کاربردی می‌تواند حالت بیمار را مورد ارزیابی قرار داده و نشانه‌های افسردگی و تغییرات خلقی را با آنالیز این که آن‌ها چگونه صحبت می‌کنند را برداشت نماید.

در سال ۲۰۱۷، با استفاده از یادگیری ژرف جهت هضم ۴۳۹۵۰ عکس اینستاگرامی از ۱۶ فرد که ۷۱ نفر آن‌ها تاریخچهٔ افسردگی داشتند، یافته‌هایی از عکس‌ها جهت بینش روان‌شناسانه مورد تجزیه و

[1] Honest signals

[2] Alex Pentland

[3] Audio diary entry

تحلیل قرار گرفتند (مانند این که آیا افراد در عکس‌ها حضور داشتند، آیا عکس از درون خانه و یا در بیرون خانه گرفته شده بود، روز و یا شب بودند، رنگ و روشنایی آن‌ها بر اساس پیکسل، گذاشتن نظرات و لایک‌های تصاویر و فراوانی پست کردن کاربر). بر اساس افتراق کردن به افسرده و یا سالم بودن، تصاویر اینستاگرامی را می‌توان برای تشخیص افسردگی، حتی قبل از این که به شکل بالینی قابل تشخیص باشد، مورد شناسایی قرار داد. دقت ماشین برای شناسایی افسردگی ۷۰ درصد بود که در مقایسه با پزشکان عمومی و غیرمتخصص که دارای تشخیص مثبت کاذب ۵۰ درصد برای افسردگی بودند، بسیار دلنشین است. هر چند که روان‌پزشکان بهتر از ماشین عمل می‌کنند ولی عمدهٔ بیماران با افسردگی توسط پزشکان عمومی ویزیت می‌شوند و یا این که اصلاً توسط هیچ متخصص بالینی دیده نمی‌شوند و فقط توسط روان‌شناس، ویزیت می‌گردند؛ از این رو، تشخیص افسردگی توسط هوش مصنوعی می‌تواند بسیار کارساز باشد.

هر چند که بسیاری از این سنجه‌ها در گستره‌ای از مسائل هیجانی و روانی استفاده می‌شوند امّا توجه به این نکته ظریف حائز اهمیت است که بسیاری از این حسگرها، کارکردهای زیستی و سنجه‌های آن‌ها، از لحاظ دقت، مورد اعتبار سنجی قرار نگرفته‌اند و از سوی دیگر، موضوع افسردگی بسیار پیچیده‌تر از آن است که بتوان آن را در حدّ یک مارکر زیستی

فرو کاست. ما مارکرهای زیستی فراوانی برای سلامت روان داریم ولی هیچ ایده‌ای وجود ندارد که کدامیک و یا چند تا از آن‌ها بحرانی بوده و برای تشخیص دقیق و یا پایش پاسخ به درمان، کارآمد هستند.

افسردگی بیش از ۱۰ درصد بار جهانی بیماری را به خود اختصاص می‌دهد و در سراسر جهان بیش از ۷۵ میلیون سال - عمر انسانی در نتیجهٔ ناتوانی حاصل از آن در سال از دست می‌رود که از بیماری‌های قلبی، سرطان و دیگر تشخیص‌های پزشکی پیشی می‌جوید. در سال ۲۰۱۶، از ۱۶ میلیون آمریکایی که یک افسردگی عمده را تجربه کرده بودند، ۳۷ درصد، هیچگونه درمانی را دریافت ننمودند و با وجود هزینه‌های سرسام‌آور ۲۰۰ میلیاردی در سال در آمریکا که برای سلامت روان هزینه می‌شود و عمدهٔ آن با افسردگی پیوند دارد، همهٔ افراد توسط یک پزشک دیده نمی‌شوند و حتی مورد کمک نیز قرار نمی‌گیرند و از این لحاظ این گستره‌ای است که هوش مصنوعی برای جولان دادن، حرف‌های فراوانی را برای گفتن خواهد داشت.

تا همین اخیراً، یعنی تا پیش از دوران مارکرهای زیستی، افسردگی با DSM[1] تشخیص داده می‌شد؛ به این صورت که هنگامی یک بیمار ۵ از ۹ شاخص را شامل خُلق افسرده، تغییر در خواب یا فعالیت فیزیکی، احساس بی‌ارزش بودن و کاهش در لذت را می‌داشت، افسرده محسوب

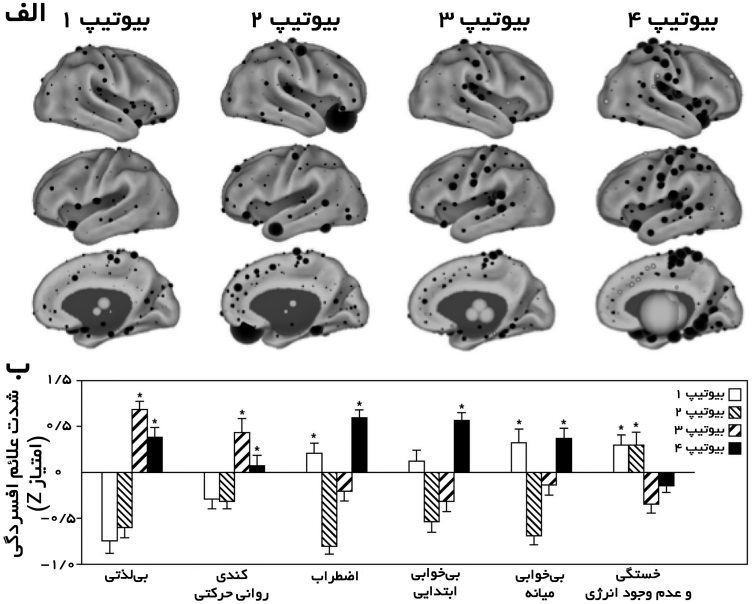
[1] Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders

می‌گردید. امّا بسیاری از این شاخص‌ها برای ارزیابی کمّی یا عینی دشوار هستند. از این رو، چندین رهیافت برای تشخیص کمّی‌تر مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. در حدّ ابزاری پژوهشی، اخیراً نشان داده شده است که تصویربرداری رزونانس مغناطیس مغز می‌تواند مارکر زیستی قوی‌ای برای مشخص کردن افسردگی باشد. با استفاده از اندازه‌گیری‌های diffusion tensor در MRI مادهٔ سفید مغز و یادگیری ماشین، نشان داده شد که افراد با افسردگی ماژور کاملاً از افراد شاهد متمایز می‌باشند. اسکن‌های تقریباً ۱۲۰۰ فرد که ۴۰ درصد آن‌ها با افسردگی تشخیص داده شده بودند، مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفتند. هنگامی که MRIها با یادگیری ماشین از نوسانات سیگنالی از ۲۵۸ منطقهٔ مغزی مورد بررسی قرار گرفتند، چهار بیوتیپ[1] شناسایی گردید. همهٔ این چهار الگوی مغزی پیوند یافتگی[2] بیماران، از افراد شاهد سالم، متفاوت بودند و هر کدام یک مجموعهٔ پیچیده از علائم توأم را با خود داشتند (مانند خستگی، کاهش انرژی، بی‌خوابی و عدم لذت). الگوها همچنین پاسخ به درمان هر بیمار را که تحت تحریک مغناطیسی میان جمجمه‌ای[3] قرار گرفتند را پیش‌بینی می‌کرند که این شیوهٔ درمانی در بیوتیپ‌های ۱ و ۳ تا ۷۰ درصد پاسخ را داشت و این در حالی بود که بیوتیپ‌های ۲ و ۴ تا حدّ ۲۵ درصد پاسخ داشتند.

[1] Biotype

[2] Connectivity

[3] Transcranial magnetic stimulation



شکل ۸: مارکرهای عملکردی مغز برای تشخیص بیوتیپ‌های نروفیزیولوژیک افسردگی، در ارتباط با سیگنال‌های مغزی در MRI (الف) و علائم بیمار (ب)

مشابه همین پژوهش‌ها، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در مطالعات کوچکتری با استفاده از MRI عملکردی[1] تصاویر مغز جهت شناسایی الگوهای وابسته به بیماری افسردگی ماژور، در مقایسه با افراد سالم به عنوان شاهد، استفاده شده است.

اخیراً علاقهٔ چشمگیری برای به کار بردن هوش مصنوعی جهت

[1] Functional MRI

پیش‌بینی و پیشگیری از خودکشی به وجود آمده است. تقریباً ۸۰ درصد کسانی که خود را می‌کشند، ایدهٔ خودکشی را از پزشکان و درمانگران در آخرین ویزیت‌های خود پنهان داشته‌اند. در یک بازنگری سترگ از ۳۶۵ مطالعهٔ پژوهشی پیرامون خودکشی در طیّ پنجاه سال از ۲۵۴۲ مقالهٔ منحصر به فرد که به بیش از ۳۴۰۰ سنجهٔ گوناگون نگاه کرده بودند، این موضوع دریافت شد که در بهترین حالت، این هزاران عوامل خطرساز خودکشی، برای پیشگویی ایدهٔ خودکشی، اقدام به خودکشی و یا اتمام آن، فقط کمی بهتر از حس و گمان تصادفی می‌باشند. با فقدان گروه‌بندی و یا زیرگروهی که به شکل دقیق پیش‌بینی در بالاتر از سطح شانس را ارائه دهد، ژوزف فرانکلین و همکاران وی چنین نتیجه گرفتند: *"این یافته‌ها نیاز به یک جابه‌جایی در تمرکز از عوامل خطرساز به الگوریتم‌های یادگیری ماشین را نشان می‌دهند"*.

در سال ۲۰۱۷، یک تیم از پژوهشگران در وندربیلت[1] و دانشگاه‌های ایالتی فلوریدا این کار را انجام دادند. آن‌ها با بازنگری دو میلیون پروندهٔ پزشکی الکترونیک بازشناسایی شده از بیماران بستری، بیش از ۳ هزار بیمار را با اقدام به خودکشی پیدا کردند. با به کار بردن یک الگوریتم یادگیری غیرنظارت شده برای داده‌ها، به شکل دقیقی اقدامات به خودکشی را نزدیک به ۸۰ درصد مواقع (تا پنجرهٔ شش ماهه) پیش‌بینی

[1] Vanderbilt

کردند که در مقایسه با ۶۰ درصد حاصله از رگراسیون لجستیک عوامل خطرساز سنتی، بسیار مطلوب‌تر بود.

پژوهشگران اشاره نمودند که در این الگوریتم اگر آن‌ها دسترسی به اطلاعاتی همچون رخدادهای زندگی مانند شکست در ازدواج، از دست دادن شغل، تغییرات ناگهانی در خُلق یا رفتار و یا داده‌های رسانهٔ اجتماعی را داشتند، می‌توانستند آن را بهبود دهند.

آنچه که در مورد پیشرفت‌های هوش مصنوعی مشاهده می‌شود آن است که استفاده از ادواتی همچون گوشی هوشمند نه تنها در تسهیل تشخیص بیماری‌های روانی بلکه همچون مجرایی برای درمان نیز مورد توجه قرار گرفته است. در حقیقت، آینده‌ای درخشان برای ورود هوش مصنوعی در عرصهٔ رفتار درمانی شناختی[1]، می‌توان متصور شد. رهیافت رفتار درمانی شناختی، تغییر الگوهای تفکر ناسازشی یا رفتاری است و بدین طریق به افراد کمک می‌شود که الگوهای فکری خود تخریبی و منفی مربوط به هدف خود را شناخته و تغییر دهند. در یک متاآنالیز از ۱۸ کارآزمایی کنترل شدهٔ تصادفی با بیش از ۳۴۰۰ بیمار با کاربرد ۲۲ برنامهٔ کاربردی (apps) گوشی هوشمند جهت درمان افسردگی، نشان داده شد که بهبودی چشمگیری صورت می‌گیرد و به ویژه، رفتار درمانی شناختی بر پایهٔ این برنامه‌های کاربردی مؤثر بودند. برای به اوج رساندن

[1] Cognitive behavioral therapy (CBT)

بحث خودمان پیرامون توان هوش مصنوعی جهت اثرگذاری بر سلامت روانی یا درمان بیماری‌های مربوطه من می‌خواهم اثر بالقوهٔ آن برای افزایش شادمانی را ملاحظه نمایم. یووال نوح هراری در کتاب خود تحت عنوان انسان خداگونه[1] نشان می‌دهد که تضمین کردن شادمانی جهانی یکی از سه هدف مهم آن چه که انقلاب هومانیستی می‌نامد، می‌باشد (توأم با افزایش طول زندگی و قدرت) و حتی بحث می‌کند که ما تمدن آینده را نه با تولید ناخالص داخلی (GDP)[2] بلکه با «شادمانی ناخالص داخلی» خواهیم سنجید. در واقع، او بیان می‌کند که مردم واقعاً نمی‌خواهند تولید کنند بلکه فقط می‌خواهند شاد باشند و فناوری و دانش ما چنان پیشرفته خواهد بود که ما می‌توانیم اکسیر شادمانی واقعی را تقطیر کنیم. ما آشکارا چنانچه بتوانیم به این منزلگاه برسیم، راهی طولانی از جهانی که هراری آن را توصیف می‌کند، در پیش رو داریم. امّا شادمانی نیز همانند افسردگی، چیزی است که ما به شکل بالقوه می‌توانیم از فناوری هوش مصنوعی برای اندازه‌گیری و بهبودی آن استفاده کنیم.

از آن چه که بحث کردیم چنین برمی‌آید که ما می‌توانیم به یک انقلاب در سلامت روان بنگریم که بی‌پرده‌تر بوده و با مارکرهای زیستی جدید و عینی که عرضه می‌دارد، روان را به سوی دیجیتالی شدن سوق

[1] Homo Deus

[2] Gross Domestic Product

می‌دهد و درمان‌هایی را فراهم می‌کند که دیگر کاملاً به انسان‌های تربیت شده متکی نیستند. در روبه‌رو با جهانی از بحران سلامت روان، با فزونی در خودکشی و بار سهمگین افسردگی و بیماری‌های روانی درمان نشده، هوش مصنوعی می‌تواند کمک کند که یک راه چاره فراهم شود. از این رو «فنوتیپ‌سازی دیجیتالی»[1] دلالت‌هایی برای رفتار و وضعیت روان، در فراتر از تشخیص بیماری‌های روانی را عرضه می‌دارد.

[1] Digital phenotyping

فصل چهارم

هوش مصنوعی و نظام‌های سلامت

از اهداف خیره کننده، پیش‌بینی بیماری در بیمارانی است که هیچگونه نشانگان کلاسیکی ندارند. گروهی دانشگاهی در چین، اطلاعات پروندهٔ الکترونیک سلامت ۱۸ هزار نفر را گرفتند تا به شکل دقیقی تشخیص ۶ بیماری را انجام دهند (فشارخون، دیابت، بیماری انسدادی مجاری هوایی، آریتمی، آسم و گاستریت). با استفادهٔ تنها از ۱۸ نتیجهٔ آزمایشگاهی بعضی از بیماری‌ها (مانند بیماری‌های کلیوی)، آن‌ها توانستند به شکل دقیقی (توسط یک شبکهٔ عصبی پیچشی)، در یک کوهورت بزرگ با ۳۰۰ هزار بیمار در طیّ ۸ سال، این پیشگویی را انجام دهند. با وجود این مطالعات و پژوهش‌های مشابه که رو به فزونی دارند ما هنوز به خوبی نمی‌دانیم آیا هوش مصنوعی خواهد توانست پیامدهای بالینی را پیش‌بینی کند؟ زیرا تمام این پیش‌بینی‌ها تاکنون در محیط سلیکونی، از مجموعه داده‌های پیشین، در ماشین‌ها، انجام شده‌اند و نه در محیط بالینی جهان واقعی. در هر صورت، چنانچه هوش مصنوعی در این موارد، به ویژه در پیش‌بینی پیامدهای بالینی توفیق یابد می‌تواند در نظام‌های بیمه‌ای از سوی کارفرما و بیمه‌گر کاهش هزینه‌ها را موجب شود زیرا با این پیش‌بینی‌ها می‌توان بار بیماری‌های انسانی را کاهش داد.

هم‌اکنون بیمارستان‌ها در خط اول هزینه‌های مراقبت‌های سلامت در ایالات متحدهٔ آمریکا هستند و تقریباً یک سوم از ۳/۵ تریلیون هزینهٔ سالانه مراقبت‌های سلامت را به خود اختصاص می‌دهند. هر چند هزینه‌های پرسنلی بزرگ‌ترین عامل پیش‌ران برای هزینه‌های این بیمارستان‌ها هستند ولی نیاز به اجتناب از بستری شدن در بیمارستان (چه اولین پذیرش و یا پذیرش دوباره) می‌تواند بسیاری از هزینه‌ها را کاهش دهد و این عرصه‌ای هیجان‌انگیز برای پروژه‌های پژوهشی و کاربردی هوش مصنوعی می‌باشد.

اقتصاد در نظام سلامت بسیار مهم است و نقش پراهمیتی را بازی می‌کند. برای مثال، پذیرش دوباره طیّ ۳۰ روز از بستری شدن اولیه ممکن است از سوی بیمه قابل پرداخت نباشد. از این رو، چندین مطالعه پیرامون چالش پیش‌بینی این که آیا بیمار بستری شده در بیمارستان پس از مرخص شدن از آنجا نیاز به پذیرش مجدد در ماه آینده دارد (به ویژه بر اساس یافته‌هایی که توسط پزشکان رصد نشده بودند). انجام شده‌اند. برای مثال، در یک مطالعهٔ انجام شده در مونت سینایی[1] در نیویورک، با استفاده از پرونده‌های الکترونیک سلامت، داروها، نتایج آزمایشگاهی، اعمال جراحی و نشانه‌های حیاتی، به دقت ۸۳ درصد، در یک کوهورت نسبتاً کوچک، دست یافت. در هر صورت این موضوع، توسط دانشگاه‌ها و شرکت‌های

[1] Mount Sinai

نوپای فراوانی در حال دنبال شدن است تا بتوانند از طریق هوش مصنوعی و پیاده‌سازی الگوریتم‌ها به این پیش‌بینی دست بیابند. نکتهٔ برجستهٔ دیگر در نظام بیمارستانی، ارائه خدمات پزشکی تسکینی[1] است که هم‌اکنون از لحاظ پزشک و تیم ارائه دهندهٔ این خدمات، در این موارد کمبود احساس می‌شود. از این رو، هوش مصنوعی در پیش‌بینی زمان مرگ بیمار و تدوین الگوریتم‌هایی که الگوهای مرگ و میر را بهتر از انسان‌ها درک کنند، بسیار مهم است و به صورت آشکار، این الگوریتم‌ها می‌توانند به بیماران و پزشکان آن‌ها پیرامون مسیر و دورهٔ مراقبت در سطح تسکینی و حتی در مواردی که بهبودی هدف است، کمک کنند تا تصمیم بگیرند. از سوی دیگر، این اقدامات در اقتصاد سلامت بسیار اثرگذار خواهند بود زیرا در استفاده از منابع برای نظام‌های سلامت مانند واحدهای مراقبت‌های ویژه (ICU)، احیاء یا ونتیلاتورها[2] اثر می‌گذارند. اولین مورد در مورد پیشگویی مرگ آن است که دانستن این موضوع حق هر بیمار است زیرا ممکن است فرد تمایل داشته باشد که در خانه فوت کند. از آمریکایی‌هایی که با موضوع مراقبت‌های پایانی زندگی روبه‌رو بوده‌اند، ۸۰ درصد تمایل داشته‌اند که در خانه فوت کنند ولی متأسفانه ۶۰ درصد آن‌ها در بیمارستان فوت کرده‌اند.

[1] Palliative

[2] Ventilators

یک الگوریتم پیشگویی مرگ توسط هوش مصنوعی، تغییرات عمده‌ای را در گسترهٔ پزشکی و ارائه مراقبت‌های تسکینی، نوید خواهد داد. یک گروه در گوگل، در همکاری با سه مرکز پزشکی آکادمیک، از ورودی بیش از ۲۱۶ هزار مورد بستری در بیمارستان مربوط به ۱۱۴ هزار بیمار و تقریباً ۴۷ میلیارد نقطهٔ داده‌ای برای طراحی شبکه‌های عصبی پیچشی جهت این پیشگویی استفاده کرد (یعنی این که آیا بیمار خواهد مرد، طول ماندگاری، پذیرش مجدد غیرقابل انتظار بیمارستانی و تشخیص‌های نهایی در مرخص شدن از بیمارستان) که همهٔ این متغیرها با محدودهٔ دقتی که کاملاً خوب بود و نتایج آن در تمام بیمارستان‌های مورد بررسی پایداری از خود نشان داد، همراه بود. بی‌شک در مطالعات آینده، استفاده از داده‌های دیگر برای استفاده در این الگوریتم‌ها مانند نتایج آزمایشگاهی، گزارش‌های آسیب‌شناسی و اسکن‌ها و همچنین شرایط روحی و روانی بیمار شامل تمایل به زندگی، حس تعادل، قدرت دست و بسیاری دیگر از متغیرها می‌توانند دقت این الگوریتم‌ها را بسیار بالا ببرند.

هوش مصنوعی در نیروی کار و جریان کاری بیمارستانی نیز می‌تواند بسیار تحول‌گرایانه عمل نماید. پیش از پرداختن به این موضوع ذکر این نکته مهم است که برای اولین بار سال ۲۰۱۷، صنعت ارائه مراقبت‌های سلامت، شمارهٔ اول صنعت آمریکا از لحاظ تعداد کل شغل‌ها گردید و از

این لحاظ از خرده فروشی نیز پیشی جست. تقریباً یک نفر از هر ۸ نفر در آمریکا در صنعت مراقبت‌های سلامت استخدام می‌باشد و این در صورتی است که آمار نشان می‌دهد، این در بخش سلامت است که انتظار بیشترین رشد شغل را باید داشت. این افزایش مشاغل در سلامت، با هدف نگهداشت مراقبت از سلامت در حدّ استطاعت، منافات دارد. بعضی از اقتصاددانان بر این باورند که رشد تیپ‌های شغلی جدید در مراقبت از سلامت با نرخی که می‌تواند با هوش مصنوعی جایگزین شود منطبق بوده و یا از آن برتری می‌جوید ولی کایی‌فو لی[1]، صاحب‌نظر برجسته در هوش مصنوعی به گونه‌ای دیگر فکر می‌کند: *"به زودی آشکار خواهد شد که نیمی از وظایف را می‌توان تقریباً با هیچ هزینه‌ای، بهتر با هوش مصنوعی انجام داد. این تندترین حالت انتقالی است که نوع بشر تاکنون تجربه کرده است ولی ما هنوز برای آن آماده نیستیم."*

در عرصهٔ نظام بیمارستانی، مشاغل فراوانی وجود دارند که از کاربرد هوش مصنوعی تأثیر خواهند پذیرفت. ساده‌ترین آن‌ها مربوط به چکیده‌سازی پرونده‌های سلامت و کدگذاری اعمال و خدمات بیمارستانی جهت پرداخت از سوی بیمه‌گران و نظام‌های پرداختی است که می‌توان با بهره‌مندی از هوش مصنوعی، بهره‌وری در این بخش را افزایش داد. از سوی دیگر، پاره‌ای از جایگاه‌های عملکردی را می‌توان به خوبی برای

[1] Kai-fu lee

جولان هوش مصنوعی جهت افزایش کارایی، گشایش نمود. شرکت‌های نوپا و بسیاری از مراکز دانشگاهی هستند که در این عرصه ورود نموده‌اند، نمونهٔ بارز آن Qventus است که با استفاده از داده‌های پرونده‌های الکترونیک سلامت، کارمندان، برنامه‌های اطاق‌های عمل، نظام‌های حسابداری و پرداختی و چراغ فراخوان پرستاران، توانسته است روند جریان کار را در بخش اورژانس بیمارستان، اتاق‌های عمل و داروخانه، پیش‌بینی و مدیریت نماید. شرکت ادعا می‌کند که به کاهش چشمگیر در افتادن بیماران در بیمارستان، درصد بیمارانی که اورژانس را پیش از این که توسط یک پزشک دیده شوند ترک می‌کنند و زمانی که یک دکتر بیمار را می‌بیند، دست یافته است. شرکت‌هایی مانند Conversa Health، Ayasdi، Pieces Tech و Jvion نیز از هوش مصنوعی برای چنین وظایف پشتیبانی همراه با بسیاری از نیازهای دیده نشده جهت بهبودی در کارآیی و رسیدن به مراقبت بیماران استفاده می‌کنند.

در مورد این که چگونه هوش مصنوعی می‌تواند در جریان کار پزشکی در نظام بیمارستانی پیشرفت ایجاد کند می‌توان برنامهٔ Med Star Health، بزرگ‌ترین سیستم سلامت در منطقهٔ واشنگتن را که در اتاق‌های اورژانس آغاز کرده است را مثال آورد. یک بیمار در بخش اورژانس، حدود ۶۰ مستند در تاریخچهٔ پزشکی خود دارد که متخصصین بالینی، جهت بازنگری و هضم آن‌ها، زمان قابل توجهی را صرف می‌کنند.

نظام سلامت Med Star، یک سامانهٔ یادگیری ماشین را توسعه داده است که به سرعت پروندهٔ کامل بیمار را اسکن کرده و برای پزشکان و پرستاران توصیه‌هایی را در رابطه با نشانگانی که بیمار با آن‌ها مراجعه کرده است فراهم می‌آورد و بدین سان، پزشکان و پرستاران را جهت ارائه مراقبت‌های پزشکی بیماران، آزاد می‌سازد. مثال دیگر اتوماسیون با کمک هوش مصنوعی، تصویربرداری‌های پزشکی است که فقط شامل خوانش سادهٔ MRIها نمی‌شود بلکه با کاربرد الگوریتم‌های یادگیری ژرف برای ساختاربندی تصویر، زمان لازم برای گرفتن و روند اسکن را کاهش داده و در کیفیت تصاویر تولیدی بهبودی ایجاد نموده و به شکل قابل ملاحظه‌ای دوزاژ دریافتی پرتوی یون‌زا را تا آنجا که امکان‌پذیر باشد، فرو می‌کاهد. چنین پیشرفت‌هایی چنانچه به صورت کامل پیاده‌سازی شوند، یکی از اولین شیوه‌هایی خواهند بود که ما ارتقاء ایمنی، راحتی و همچنین کاهش هزینه‌ها را توسط هوش مصنوعی، مشاهده خواهیم کرد.

یکی دیگر از کاربردهای آیندهٔ هوش مصنوعی در نظام بیمارستانی، پیشگویی عفونت‌هایی هستند که بیماران در طیّ بستری در بیمارستان دچار می‌شوند و بسیار کشنده می‌باشند مانند عفونت خون[1] که ۱۰ درصد از پذیرش‌های بیمارستانی در ICU را در آمریکا به خود اختصاص می‌دهد و عامل ۲۰ تا ۳۰ درصد از مرگ‌ها در میان بیماران بستری در

[1] Sepsis

بیمارستان‌ها می‌باشد. درمان آن بیش از ۱۰ میلیارد دلار در سال هزینه در بردارد. عفونت دیگر بیمارستانی، کلستریدیوم دیفیسیل[1] است که ۳۰ هزار نفر را هر سال در آمریکا می‌کشد. با هشدار دهنده‌های خودکار بر پایهٔ هوش مصنوعی به متخصصین بالینی، می‌توان این امید را داشت که رخداد این عفونت تهدید کنندهٔ زندگی را بتوان در آینده کاهش داد. یک الگوریتم برای پیش‌بینی خطر ۳۴۷ هزار بیمار بستری در دو بیمارستان بزرگ با به کار بردن بیش از ۴ هزار متغیر ساختارمند پروندهٔ الکترونیک سلامت برای هر کدام، توانسته است به نتایج تقریباً قابل قبولی نایل شود.

پیشگیری از عفونت‌های بیمارستانی که یک نفر از هر ۲۵ بیمار که از ارائه دهندهٔ خدمت یا در محیط بیمارستان کسب می‌کند، یک چالش مهم برای بیمارستان‌ها است. برای مثال، ما می‌دانیم که فقدان و یا ناکافی بودن شستشوی دستان یک عامل تعیین کنندهٔ قابل ملاحظه برای عفونت‌های بیمارستانی می‌باشد. در یک مقاله تحت عنوان «به سوی بیمارستان‌های هوشمند بر پایهٔ دیداری»[2]، پژوهشگران دانشگاه استنفورد، از یادگیری ژرف و بینایی ماشین[3] به شکل غیرسرزده جهت رصد بهداشت دستان کادر پزشکی و جراحان در بیمارستان دانشگاه استنفورد با کمک حسگرهای ژرف و ویدئو، استفاده کردند. این فناوری

---

[1] *Clostridium difficile*

[2] Vision- based

[3] Machine vision

توانست با سطح دقت فراتر از ۹۵ درصد، تمیزی دستان آن‌ها را کمّی‌سازی کند. در حقیقت، بینایی ماشین، نوید دهندهٔ ویژه‌ای برای الگوهای یادگیری ژرف در دنیای بصری و پویای بیمارستان‌ها است. یادگیری ژرف تقویتی[1]، به عنوان شیوه‌ای رانش یافته با داده، جدا کردن بیماران از دستگاه تنفس مصنوعی در بیمارستان‌ها که کاری سخت و طاقت‌فرسا است، استفاده شده است. برای کمک به تعیین میزان خطر در یک بیمار که لولهٔ درون تراشه‌ای که برای تنفس وی کار گذاشته‌اند را بیرون می‌کشد و دیگر متغیرهایی که با علائم حیاتی نمی‌توان آن‌ها را رصد کرد، می‌توان از ویدئوهای مراقبتی استفاده کرد و با این کار از بار گروه پرستاری برای انجام چنین مراقبت‌هایی فرو کاست.

ICU Intervene DNN از MIT به پزشکان کمک می‌کند تا پیش‌بینی کنند چه زمانی یک بیمار نیاز به دستگاه تنفس مصنوعی یا داروهای تنگ کنندهٔ عروقی و یا دوره‌های تجویز مایعات جهت حمایت از فشارخون همراه با دیگر تداخلات را دارند.

ما هنوز در روزهای ابتدایی «بینایی ماشین» با حسگرهای محیطی هستیم؛ اما این امید وجود دارد که این شکل از هوش مصنوعی بتواند ایمنی بیمار و کارایی مراقبت‌های سلامت او را بهبودی ببخشد. برای مثال، گذاشتن کاتتر ورید مرکزی (CVP) با پایش تکنیک مناسب، با در

[1] Reinforcement learning

نظر گرفتن شرایط استریل و گذاشتن کاتتر به شکل صحیح از طریق بینایی ماشین، کمک بزرگی برای افزایش سطح ایمنی بیماران بستری در بیمارستان‌ها می‌باشد. همچنین اتاق‌های عمل، با بینایی ماشین مجهز به هوش مصنوعی که به شکل دائم پرسنل و تجهیزات را مورد رصد قرار می‌دهند و به جریان کار مراقبت‌های سلامت نیز می‌پردازند، متحول خواهند شد.

استفاده از هشدار دهنده‌ها در تشخیص بیماری‌های مهم در بیمارستان‌ها نیز از اقدامات شگفت‌انگیز در گسترهٔ هوش مصنوعی هستند. اخیراً FDA الگوریتم‌های شرکت Viz.ai که تصاویر سی‌تی‌اسکن مغز را برای نشانه‌های سکتهٔ مغزی آنالیز می‌کنند را مورد تأیید قرار داده است. این الگوریتم‌ها، متخصصین مغز و اعصاب و تیم‌های مراقبت کننده را سریع آگاه می‌سازند که آیا در بیمار اسکن شده سکته رخ داده است و یا بیمار چه گونه‌ای از سکتهٔ مغزی دچار شده است. درمان‌ها برای کاهش خسارات صدمهٔ مغزی شامل حل کردن و یا برداشت لخته‌ها، اعتباردهی شده‌اند و بنابراین، این ابزار هوش مصنوعی، زمان را برای اقدامات مناسب برای این گونه از سکته‌ها تسریع می‌نماید. زیرا زمان، یک هدف نهایی است: ما حدود ۲ میلیون سلول مغزی را برای هر دقیقه وجود لختهٔ انسدادی در مسیر جریان تأمین کنندهٔ خون برای مغز از دست می‌دهیم. حتی پیش از تشخیص سکتهٔ مغزی، تیم همراه پزشکی می‌توانند Lucid

Robotic System که تأییدیهٔ FDA را در سال ۲۰۱۸ دریافت کرد را به کار ببرند. این یک وسیله‌ای است که بر روی سر بیمار گذاشته می‌شود و امواج اولتراسوند را از طریق گوش به مغز ساطع می‌نماید و با شناسایی الگو، هوش مصنوعی به تشخیص سکتهٔ مغزی کمک می‌کند و تیم پذیرش بیمارستانی را برای برداشتن احتمالی لخته، آگاه می‌سازد. با همهٔ این پیشرفت‌ها و به کارگیری بسیاری از الگوریتم‌های هوش مصنوعی، جهت حمایت از پزشکان و کادر پزشکی، باید به این نکته توجه نمود که ارزیابی بحرانی ادغام هوش مصنوعی در نظام‌های سلامت بیمارستانی، نیازمند پژوهش‌های گسترده، سامانه‌های به خوبی طراحی شده و ارائه تصمیم‌های فکورانه، بر اساس مدل‌هایی است که شامل خطر و فایده می‌باشند. چنانچه کاربرد هوش مصنوعی در نظام بیمارستانی فراگیر شود باید انقراض بیمارستان‌ها، حداقل از آن چه که امروزه ما به عنوان بیمارستان می‌دانیم را منتظر باشیم. گرچه هم‌اکنون به صورت آشکارا ما به ICU، اتاق‌های عمل و اورژانس نیاز داریم ولی اتاق‌های معمولی بیمارستانی که حجم عمدهٔ بیمارستان‌ها را به خود اختصاص می‌دهند، بسیار مستعد جایگزین شدن هستند. مرکز مراقبت مجازی بیمارستان مرسی[1] در سنت لوئیس، یک منظر از آینده را فرا روی چشم ما می‌گشاید. پرستاران و پزشکان هستند و آن‌ها با بیماران صحبت می‌کنند، به

[1] Mercy Hospital

مانیتورها که حاوی گراف‌های همهٔ داده‌های هر بیماری هستند نگاه می‌کنند و به هشدار دهنده‌ها پاسخ می‌دهند. امّا تخت بیمارستانی وجود ندارد. این اولین بیمارستان مجازی در آمریکا است که در سال ۲۰۱۵ با هزینهٔ ساخت ۳۰۰ میلیون دلاری ساخته شد. بیماران ممکن است در ICU یا در اتاق خواب‌های خودشان تحت مراقبت‌های ساده و یا شدید باشند ولی همگی از راه دور پایش می‌شوند. حتی اگر یک بیمار نشانگانی نداشته باشد، الگوریتم‌های مراقبتی هوش مصنوعی می‌تواند یک هشدار دهنده را دریابد و کادر پزشکی را آگاه سازد. استفادهٔ آن‌ها از الگوریتم‌های با فناوری بالا جهت شناسایی عفونت خون و یا ناتوانی قلبی در زمان واقعی، پیش از این که چنین شرایطی تشخیص داده شوند، جذاب می‌باشد. گرچه مشاهده از راه دور به نظر سرد و بی‌روح می‌آید ولی در عمل چنین نیست؛ مفهوم «گرمی بدون لمس»، شکل گرفته است. پرستاران در مرکز مراقبت مجازی، برهم‌کنش‌های فردگرایانه و منظمی با بسیاری از بیماران در دوره‌های ممتدی دارند و بیماران به پرستاران پیرامون آن چه احساس می‌کنند می‌گویند انگار که آن‌ها «پنجاه پدربزرگ و مادربزرگ دارند».

پایش از راه دور عرصهٔ جدید هوش مصنوعی برای گستره‌ای خارق‌العاده از شرکت‌های نوپا است تا بتوانند حسگرها و الگوریتم‌ها را توسعه دهند که نبض، تعادل و راه رفتن، درجه حرارت، خُلق، شناخت،

فعالیت فیزیکی و بسیاری دیگر از متغیرهای بیماران را کنترل کنند. این پایش از راه دور کاربرد بسیار گسترده‌ای در آینده خواهد داشت و می‌تواند رویای نظام بیمارستان مجازی را تحقق بخشد. از این لحاظ، کاهش هزینه‌های سلامت، بسیار خیره کننده خواهد بود. زیرا هم‌اکنون برای هر شب اقامت هزینهٔ ۴۷۰۰ دلاری دریافت می‌شود. افزون بر اقتصاد سلامت، حس در خانه ماندن بیمار و اجتناب از گرفتن عفونت‌های بیمارستانی و بی‌خوابی در بیمارستان با صداهای دائم دستگاه‌ها با هشدار دهنده‌های آن‌ها، از مزیت‌های این گونه بیمارستان‌های آینده می‌باشد که با کمک فناوری هوش مصنوعی امکان‌پذیر می‌شوند.

افزون بر کاربرد هوش مصنوعی و ایجاد تحول در نظام بیمارستانی، هوش مصنوعی در زیرساخت‌های نظام ملّی جامع سلامت نیز جایگاهی ویژه را خواهد داشت؛ به گونه‌ای که هم‌اکنون، کشورهای فراوانی در سطح جهانی، به رقابت در این عرصه ورود نموده‌اند. ولادیمیر پوتین عنوان کرد که هر کس در گسترهٔ هوش مصنوعی رهبری را به عهده گیرد، حاکم جهان خواهد بود. هر چند که چیرگی بر جهان، موضوع بحث ما نیست ولی برتری در هوش مصنوعی به معنای سلامت بهتر و کاهش هزینه‌ها برای سلامت شهروندان در نظام سلامت، هدف خواهد بود. چین از کشورهایی است که به نظر می‌رسد در آیندهٔ نزدیک رهبری هوش مصنوعی در پزشکی را از آن خود نماید زیرا عوامل بسیار مهمی در این

راستا قرار گرفته‌اند (مانند گردآوردی داده‌ها در مقادیر غیرموازی، سرمایه‌گذاری‌های عمده از سوی دولت و سرمایه گذاران پرخطر، اجرای برنامه‌های هوش مصنوعی عمده در اکثر دانشگاه‌های بزرگ و فراهم آوردن محیط مقرراتی جهت حمایت از گسترش هوش مصنوعی). هم‌اکنون در چین بیش از ۱۳۰ شرکت هوش مصنوعی در گسترهٔ پزشکی جهت ارتقاء کارایی و گسترش دسترسی به هوش مصنوعی در نظام خدمات سلامت، فعالیت دارند. در پشت همهٔ این‌ها، حمایت عمدهٔ این کشور از هوش مصنوعی نهفته است؛ به گونه‌ای که در سال ۲۰۱۸ در بیانیهٔ خود دستیابی به رهبری هوش مصنوعی در سطح جهانی را هدف قرار داد. هر چند که در آمریکا در مقایسه با چین، خبرگان و دانشمندان رایانه‌ای فراوانی وجود دارد ولی این شکاف با شتاب در حال بسته شدن است؛ به ویژه چین در تصویر و شناخت گفتار به پیشرفت‌های شگفت‌انگیزی دست یافته است. نتایج موفقیت در هوش مصنوعی در عرصهٔ پزشکی در چین بسیار تکان دهنده است. بیمارستان گوانژو[1] از هوش مصنوعی‌ای استفاده می‌کند که این هوش مصنوعی با ۳۰۰ میلیون پرونده از بیماران از سراسر کشور آموزش دیده است و برای تقریباً هر عملکردی آمادگی دارد (مانند سازماندهی به پروندهٔ بیماران، پیشنهاد تشخیص‌های پزشکی از طریق برهم‌کنش WeChat، شناسایی بیماران از

[1] Guangzhou Hospital

طریق شناخت صورت، تفسیر سی‌تی‌اسکن‌ها و جریان کار اتاق‌های عمل). در سال ۲۰۱۸ نیز یک ربات بر پایهٔ هوش مصنوعی موسوم به Xiaoyi را که امتحان مربوط به کسب عنوان پزشکی در چین را گذرانده بود، راه‌اندازی کرد.

هند و چین تنها کشورهای پیشرو در هوش مصنوعی نیستند، دولت فرانسه، پیشرفت در هوش مصنوعی را با سرمایه‌گذاری چشمگیر تقریباً دو میلیارد دلاری در سال ۲۰۱۸ در سرلوحهٔ کار خود قرار داده است. آنگونه که امانوئل مکرون عنوان نمود این سرمایه‌گذاری، به ویژه در نظام مراقبت‌های سلامت، می‌تواند شیوه‌های جدیدی را برای درمان بیماری‌ها، پیشگیری از بیماری‌های متنوع و راهی را برای کاهش خطرات بالقوه فراهم آورد.

انگلستان نیز بر روی آیندهٔ هوش مصنوعی شرط بندی می‌کند و برکاربرد آن در نظام ارائه خدمات سلامت تأکید می‌ورزد. چنین به نظر می‌آید که گسترده نمودن این تلاش‌ها در سطح جهانی، می‌تواند منبع دانشی سلامت را در سطح سیاره‌ای شکوفا نموده و در نهایت نظام سلامت یادگیرنده[1] را خلق نماید.

[1] Learning health system

فصل پنجم

کاوش ژرف

با مجموعه داده‌های حجیمی که هم‌اکنون در زیست پزشکی پدیدار می‌شوند، این را فرمان‌گونه نموده است که زیست پزشکی می‌بایست مسیر یادگیری ماشین و هوش مصنوعی را اتخاذ نماید.

برای نمونه، با نظر به اطلس ژنوم سرطان[1] و داده‌های بیولوژیک چند بعدی شامل امیکس‌های گوناگون (ژنومیکس، پروتئومیکس و غیره)، این موضوع هویدا می‌گردد. گفته می‌شود این اطلس، بیش از ۲/۵ پتابایت دادهٔ تولید شده از بیش از ۳۰ هزار بیمار را در خود دارد. هیچ انسانی نمی‌تواند در داده‌هایی به چنین حجمی آبکاوی کند. رابرت دارنل[2] یک انکولوژیست و دانشمند علوم اعصاب در دانشگاه راکفلر چنین عنوان نمود:

"ما فقط به عنوان بیولوژیست می‌توانیم نشان دهیم که چه چیزی در پس‌زمینهٔ بیماری‌هایی مانند اتیسم[3] جای دارد. قدرت ماشین‌ها به حدّی است که می‌توانند تریلیون‌ها پرسش را بپرسند و این در حالی است که یک دانشمند می‌تواند فقط یک پرسش را بپرسد و از این رو،

[1] Cancer Genome Atlas

[2] Robert Darnell

[3] Autism

این واقعیت، یک تغییر دهندهٔ بازی[1] است".

برعکس تغییرات بلافاصله و در حال انجامی که هوش مصنوعی در رها کردن متخصصین بالینی در گستره‌های پزشکی با بار سنگین کار الگویی مانند پاتولوژی و رادیولوژی انجام داده، اما هنوز جایگاه ممتاز دانشمندان را به شیوه‌ای چشمگیر مورد چالش قرار نداده است. همان‌گونه که در مجلهٔ ساینس عنوان شده است، هوش مصنوعی در این عرصه هنوز شاگرد دانشمندان است.

امّا هوش مصنوعی کمکی که می‌تواند کند بسیار نیرومند است. در سال ۲۰۱۷، بر روی جلد مجلهٔ ساینس چنین بانگ زده شد: *"هوش مصنوعی علم را متحول می‌سازد."* هوش مصنوعی نه تنها موجب شکوفایی علوم اعصاب گردیده (چنانچه به آن می‌پردازیم) بلکه فرایند اکتشاف را توان مضاعف بخشیده است. امّا آن چه که مجلهٔ ساینس در افق مشاهده کرده است چیزی فراتر می‌باشد و آن دورنمای دانش کاملاً خودکار[2] است و ژورنال این را ادعا می‌کند که هوش مصنوعی که همچون شاگردی خستگی‌ناپذیر است، به زودی به همکار دانشگاهی تمام عیاری، بدل خواهد شد.

هر چند که ممکن است این چشم‌انداز هنوز دور باشد امّا واقعاً هوش

[1] Game-changer

[2] Fully automated science

مصنوعی برای کاربردهای علوم زیستی بسیار بیشتر از ارائه خدمات سلامت توسعه یافته است و شاید این تا حدّی به این علت باشد که علوم پایه لزوماً به اعتباردهی از سوی کارآزمایی‌های بالینی نیازی ندارد. امّا گرچه همهٔ این دانش به مسیر بالینی راه نمی‌یابد ولی در نهایت این پیشرفت‌ها بر این که چگونه پزشکی در عرصهٔ عمل به کار برده می‌شود اثر عمده‌ای خواهد گذاشت که این ممکن است از طریق کشف داروهای کارآمدتر یا آشکارسازی مسیرهای بیولوژیک باشد که در سلامت و بیماری دخالت دارند.

اُمیکس‌های بیولوژیک و سرطان

در ژنومیکس و بیولوژی، هوش مصنوعی به صورت فزاینده‌ای مشارکت را برای دانشمندان فراهم می‌آورد و چشمِ ماشین‌ها را به کار می‌اندازد و چیزهایی را می‌بیند که پژوهشگران نمی‌توانند ببینند و آنچنان مجموعهٔ داده را الک می‌کند که به شکل انسانی انجام آن امکان‌پذیر نیست.

گسترهٔ غنی از دادهٔ ژنومیک به خوبی برای کمک به هوش مصنوعی مناسبت دارد زیرا هر کدامیک از ما گنجینه‌ای از داده‌های ژنتیکی هستیم و ۶ میلیارد حروف C,G,A و T در دیپلوئید (نسخه‌های پدری و مادری) ژنوم خود داریم که ۹۸/۵ درصد آن برای پروتئین‌ها کد

نمی‌شوند. با وجود یک دهه که ما اولین نقشهٔ ژنوم انسان را به دست آوردیم، هنوز عملکرد همهٔ این مواد ناشناخته مانده است.

یکی از اولین پروژه‌های پیشاهنگ یادگیری ژرف ژنومیک Deep-Sea می‌باشد که مختص شناسایی عملکرد عناصر غیرکد کننده است. در سال ۲۰۱۵، پژوهشگران دانشگاه پرینستون[1] یک الگوریتم را به چاپ رساندند که از یافته‌های پروژه‌های عمده که ده‌ها هزار حروف DNA غیرکد شده را فهرست نویسی کرده بودند، آموزش دیده بود و می‌توانست پیش‌بینی کند که چگونه یک توالی از DNA با کروماتین برهم‌کنش نشان می‌دهد. کروماتین از ملکول‌های بزرگی ساخته شده است که به کمک بستهٔ DNA جهت ذخیره‌سازی و از هم باز کردن آن برای نسخه‌برداری به RNA و در نهایت ترجمان به پروتئین‌ها کمک می‌کند و از این رو، برهم‌کنش‌های میان کروماتین و توالی‌های DNA به آن توالی‌ها نقش مهم تنظیمی را می‌دهد و این همان است که گفته می‌شود سنگ بنای به کارگیری یادگیری ژرف با ژنومیک است.

اثبات اولیهٔ دیگر این مفهوم از بررسی ژنوم طیف بیماری اتیسم به دست آمد. پیش از این که این کار انجام شود، فقط ۶۵ ژن به اتیسم با شواهد محکم در پیوند بودند. الگوریتم، ۲۵۰۰ ژن که احتمالاً در این بیماری مشارکت دارند و یا حتی عامل نشانگان طیف اتیسم هستند را

[1] Princeton Univesity

مورد شناسایی قرار داد.

الگوریتم همچنین توانست برهم‌کنش‌های ژنی مسئول را نگاشت کند. یادگیری ژرف همچنین به ما در کار بنیادی ترجمان واریانت‌های[1] شناخته شده در ژنوم انسانی پس از این که توالی‌یابی شد، کمک می‌کند. ابزاری که به شکل گسترده‌ای استفاده شده است کیت آنالیز ژنوم موسوم به GATK است. در اواخر سال ۲۰۱۷، Google Brain توانست DeepVariant را معرفی کند تا مکمل GATK و دیگر ابزارهای موجود پیشین باشد. به جای به کارگیری رهیافت‌های آماری تا جهش‌ها و خطاها را نقطه‌گذاری کنند و آشکار نمایند که کدامین حروف مربوط به شما و یا مصنوعی[2] هستند، DeepVariant، «مصورسازی‌هایی[3]» را خلق می‌کند که موسوم به «تصاویر برهم‌کوبی[4]» ژنوم مرجع پایه است تا یک شبکهٔ عصبی پیچشی تربیت شود و آنگاه مصورسازی‌هایی از ژنوم توالی‌یابی شدهٔ جدید را خلق می‌کند که در آن دانشمندان آرزومند هستند تا واریانت‌ها را مورد شناسایی قرار دهند. این رهیافت، از لحاظ عملکرد، دقت و ثبات توالی، از GATK، پیشی می‌جوید.

تعیین این که آیا یک واریانت به شکل بالقوه پاتوژنیک است خود یک

[1] Variants

[2] Artifact

[3] Visualizations

[4] Pileup images

چالش است و هنگامی که این واریانت در یک منطقهٔ غیرکد شونده ژنوم باشد، کار حتی بیشتر دشوار می‌شود. حتی با وجود این که هم‌اکنون بیش از ده الگوریتم هوش مصنوعی وجود دارند تا در این وظیفهٔ دشوار، کمک کنند، شناسایی واریانت‌های عامل بیماری به صورت یکی از نیازهای مهم دیده نشده پابرجا مانده است. همین تیم دانشگاه پرینستون، اخیراً ذکر کردند که یادگیری ژرف ژنومیکس با پیش‌بینی اثرات واریانت عنصر غیرکد شونده بر روی بیان ژن و خطر بیماری، یک گام به پیش برده است. یک تیم هدایت شده توسط شرکت ژنومیک ایلومینا[1] از یادگیری ژرف ژنوم‌های «نخستیان غیرانسانی» جهت بهبودی در دقت پیش‌بینی جهش‌های عامل بیماری انسانی استفاده کرد.

ژنومیک (DNA)، تنها گسترهٔ امیکسی نیست که برای یادگیری ماشین و ژرف جا افتاده باشد. یادگیری ژرف هم‌اکنون در هر لایه از اطلاعات زیستی به کار برده شده است؛ لایه‌ها شامل بیان ژن، پروتئین‌های اتصالی RNA[2] و عوامل نسخه برداری[3]، پروتئومیکس، متاژنومیکس، به ویژه در حوزهٔ میکروبیوم و داده‌های سلول واحد[4]، می‌باشند.

DeepSequence و DeepVariant ابزارهای هوش مصنوعی هستند

[1] Illumina

[2] RNA –binding proteins

[3] Transcription factors

[4] Single - cell

که به ترتیب درک اثر عملکردی جهش‌ها و یا فراخوان دقیق واریانت‌های ژنومیک را انجام می‌دهند که هر دو در زمینهٔ عمل خود از مدل‌های پیشین برتری جسته‌اند. DeepBind برای پیش‌بینی عوامل نسخه‌برداری به کار می‌رود. DeFine اتصال DNA عامل نسخه‌برداری را کمّی‌سازی می‌کند و به ارزیابی واریانت‌های غیرکد شونده از لحاظ عملکردی کمک می‌نماید. در تلاش‌هایی دیگر، ویژگی‌های پروتئین‌های اتصالی DNA و RNA، ستون استخوان‌های پروتئینی از توالی‌های پروتئینی و حساسیت DNAas I در چندین تیپ سلولی، پیش‌بینی شده‌اند. اپی‌ژنوم توسط DeepCpG برای حالت‌های متیلاسیون تک سلولی استفاده شده است و نشان‌های کروماتینی و حالت‌های متیلاسیونی پیش‌بینی شده‌اند و شبکه‌های عصبی یادگیری ژرف با آنالیز چالشی داده‌های توالی RNA تک سلولی بهبودی یافته‌اند. در میان هر لایهٔ امیکس، برهم‌کنش‌ها به نظر نامحدود می‌آیند و یادگیری ماشین به شکل فزاینده‌ای جهت کمک به درک شیوه‌های بی‌شمار این که چگونه ژن‌ها حتی در درون یک سلول برهم‌کنش نشان می‌دهند، به کار برده می‌شوند.

ترکیب هوش مصنوعی با ویرایش ژنوم ثابت نموده که یک کار سهمگین می‌باشد. Microsoft Research یک رهیافت الگوریتمی موسوم به Elevation را توسعه داد که نشان داده شد می‌تواند اثرات off- target در ژنوم انسانی را هنگامی که جهت ویرایش DNA تلاش می‌شود،

پیش‌بینی کند و بدین سان جایگاه بهینه جهت ویرایش یک رشته از DNA را پیش‌بینی نموده و به طراحی RNA‌های[1] راهنما برای ویرایش کرایسپری (CRISPR)[2] کمک می‌کند. این شیوه، از چندین الگوریتم طراحی کرایسپر دیگر برتری جسته است که بسیاری از آن‌ها از یادگیری ماشین استفاده می‌کنند. در حالی که این پیشرفت‌ها برای بیولوژی تجربی دقیق، بحرانی هستند، چنین الگوریتم‌هایی یک نقش کلیدی را در بسیاری از کارآزمایی‌های بالینی که از سیستم ویرایش کرایسپر برای بیماری‌هایی همچون هموفیلی، گلبول داسی شکل و تالاسمی استفاده می‌کنند، بازی خواهند کرد. یکی از قدرت‌های مرکزی یادگیری ماشین، یعنی شناسایی تصویر[3]، نقش بحرانی را در آنالیز سلولی بازی می‌کند: (برای دسته‌بندی شکل، طبقه‌بندی تیپ، تعیین رده، شناسایی سلول‌های نادر در خون یا شناسایی این که آیا سلول‌ها زنده یا مرده هستند). کارهای درون سلول‌ها، محل تمرکز Dcell که یک الگوریتم یادگیری ژرف است می‌باشد که رشد، برهم‌کنش‌های ژن - ژن و دیگر عملکردها را پیش‌بینی می‌کند.

سرطان یک بیماری ژنومیک است و از این رو جای شگفتی نیست که انکولوژی، به ویژه از تزریق هوش مصنوعی، سودمند شده است. در

[1] Guide RNAs

[2] Clustered Regularly Interspaced Short Palindromic Repeats

[3] Image recognition

فراتر از کمک در ترجمان داده‌های توالی‌یابی تومورها، که تاکنون برای گلیوبلاستوما[1] (که یک سرطان مغز است) انجام شده است، ما بینش‌های جدیدی را برای زایش و بیوفیزیک سرطان دیده‌ایم. داده‌های متیلاسیون DNA توموری اثبات شده است که ورودی بسیار مفیدی برای طبقه‌بندی هوش مصنوعی در سرطان است. آسیب‌شناسان به شکل ویژه‌ای از نمونه‌های بافتی بر روی اسلایدها جهت تشخیص سرطان‌های مغز استفاده می‌کنند. چالش‌هایی برای انجام این کار وجود دارد. بسیاری از سرطان‌های نادر وجود دارند که چنانچه یک آسیب‌شناس آن‌ها را ندیده باشد، چالش می‌آفرینند؛ سلول‌ها در یک تومور، موزائیکی از تیپ‌های گوناگون هستند؛ یک بیوپسی معمولاً نمونهٔ ناکامل از تیپ‌های سلولی در یک تومور است؛ و بازنگری دیداری یک اسلاید، به صورت اجتناب‌ناپذیری، تا حدّی شهودی است.

در مطالعهٔ اولیهٔ ۲۰۱۸ توسط دیوید کاپر[2] و همکاران وی در برلین، متیلاسیون ژنوم کامل نمونه‌های توموری نشان داده شد که ۹۳ درصد دقت در طبقه‌بندی همهٔ ۸۲ کلاس سرطان مغز داشته است که بسیار از دقت پاتولوژیست‌ها بالاتر بوده است. سپس وضعیت متیلاسیون DNA تعیین شدهٔ ماشینی منجر به بازطبقه‌بندی بیش از ۷۰ درصد از تومورهای

[1] Glioblastoma

[2] David Capper

برچسب‌دار انسانی شد که این به معنای پیشگویی‌های متفاوت چشمگیر پیرامون پیش‌آگهی و تصمیمات دربارهٔ درمان است. چنین یافته‌هایی، کاربردهای مهمی برای تجربیات آزمایشگاهی بیولوژی سرطان و طبابت دارند.

ما تاکنون تا حدّ بسیار ناچیزی پیرامون تکامل سرطان با کمک هوش مصنوعی آموخته‌ایم. ابزارهای هوش مصنوعی در کشف جهش‌های سوماتیک سرطان و در درک پیچیدگی برهم‌کنش ژنی سرطان به ما کمک کرده‌اند.

نمونهٔ قابل توجه آخر برای پژوهش پیرامون سرطان با هوش مصنوعی، از یک سامانهٔ پیچیدهٔ بیولوژیک جهت پیشگویی این که آیا سلول‌ها، سرطانی می‌شوند، استفاده کرد. پژوهشگران با استفاده از یک مدل قورباغه - بچه وزغ توسعهٔ توموری، جمعیت‌های بچه وزغ‌ها را در معرض ترکیبی از سه معرف قرار دادند تا ترکیباتی که موجب می‌شود ملانوسیت‌های بعضی از لارو قورباغه‌ها به شکل شبه سرطان توسعه بیابند را یافت نمایند. با وجود این واقعیت که در سطح جمعیتی همهٔ بچه وزغ‌ها سرطان نگرفتند، پژوهشگران از این واقعیت که همهٔ ملانوسیت‌ها در یک بچه وزغ به یک شیوه عمل می‌کرند، شگفت‌زده شدند (چه همه سرطانی بشوند و یا طبیعی بمانند). پژوهشگران در جستجوی شناسایی ترکیبی از معرف‌ها که موجب ایجاد شکل بینابینی که فقط بعضی از سلول‌ها در

یک ارگانیسم سرطانی می‌شدند، برآمدند. با انجام چندین مطالعه تا بتوانند حقیقت زمینه را دریابند، آن‌ها از مدل‌های هوش مصنوعی جهت انجام ۵۷۶ تجربهٔ مجازی استفاده کردند و به شکل محاسبه‌گرایانه‌ای، نموی جنین را تحت ترکیبی از معرف‌ها، مشابه‌سازی نمودند. همهٔ آن‌ها به جز یکی به شکست انجامیدند. امّا در کومهٔ علف خشک هوش مصنوعی، مدلی بود که فنوتیپ شبه سرطانی را پیش‌بینی می‌کرد یعنی جایی که همهٔ سلول‌ها به یک شیوه عمل نمی‌کردند و این مدل به شکل آینده‌نگرانه‌ای اعتبارسنجی شد. پژوهشگر ارشد پروژه از دانشگاه مریلند بالتیمور گفت: *"حتی با وجود یک مدل کامل که توصیف کنندهٔ مکانیسم دقیقی که سامانه را کنترل می‌کند، یک دانشمند به تنهایی این توان را نخواهد داشت تا ترکیب دقیقی از داروها که منجر به نتایج مطلوب شده‌اند را یافت نماید. این یک اثبات مفهوم است که چگونه یک سامانهٔ هوش مصنوعی به ما جهت یافت اقدامات کاملاً لازم برای به دست آوردن نتیجهٔ خاص، می‌تواند کمک کند".*

کشف و توسعهٔ دارو

شناسایی موفقیت‌آمیز و اعتباردهی به یک کاندید دارویی جدید، یکی از بزرگ‌ترین چالش‌های زیست پزشکی است و مسلماً یکی از گران‌ترین آن‌ها می‌باشد. هزینهٔ ترسناک و خطر بالای شکست، چرخش

به سوی هر فناوری‌ای که نوید دهندهٔ کاهش هزینه‌ها و یا دشواری توسعهٔ داروها باشند را تشویق نموده است. یک دهه پیش، یک سرمایه گذاری سنگین در سخت‌افزار و رباتیک جهت انجام غربالگری حجیم و با توان عملیاتی بالای[1] ملکول‌ها صورت پذیرفت امّا اکنون تأکید بر روی اتوماسیون الگوریتمیک است. در سال ۲۰۱۸، بیش از ۶۰ شرکت نوپا و ۱۶ شرکت داروسازی از هوش مصنوعی برای کشف دارو استفاده کردند. بسیار شبیه پژوهشگرانی که سرطان بچه وزغ‌ها را مطالعه کردند، این گروه‌ها چندین ابزار هوش مصنوعی را به کار بردند تا سوزن را در انبار کاه پیدا کنند چه با گردآوری از طریق مقالات ژورنال‌های زیست پزشکی، داده کاوی میلیون‌ها ساختار ملکولی در محیط سلیکونی، پیش‌بینی اثرات off-target و سمیّت یا آنالیز آزمایشات سلولی در مقیاس حجیم. توسعهٔ سریع‌تر ملکول‌های با توان بالاتر در راستهٔ کارها قرار داد (خودکار کردن طراحی ملکولی[2]). حتی این امید و داده‌های ابتدایی‌ای وجود دارد که غربالگری شیمیایی هوش مصنوعی به شکل چشمگیری نیاز به آزمون حیوانی در سطح پیش بالینی را کاهش می‌دهد. راهبرد هوش مصنوعی برای این شرکت‌ها به شکل قابل ملاحظه‌ای ناهمگن است و بدین سان من نمونه‌ای از آن‌ها را مورد بازنگری قرار خواهم داد تا شما بتوانید اثر

[1] High-throughput

[2] Automating molecular design

بالقوهٔ هوش مصنوعی را مشاهده نمایید.

استفاده از پردازش زبان طبیعی جهت هضم همهٔ آن چه پیرامون داروها و ملکول‌ها از طریق مقالات مجلات زیست پزشکی و بانک‌های داده‌های شیمیایی دانسته شده‌اند، فقط یک نقطهٔ آغازین است. تجزیه و تحلیل همهٔ این داده‌ها در یک شیوهٔ رها یافته از فرضیه، بدون تورش انسانی، یک مزیت دیگر است.

ما شنیده‌ایم که تعداد ستاره‌ها در آسمان از دانه‌های شن در زمین بیشتر هستند. مقیاس کهکشانی نیز در مورد ملکول‌های کوچک نیز به کار برده می‌شود. حدود $۱۰^{۶۰}$ ترکیب شیمیایی با سیمای دارونما وجود دارند که می‌توان آن‌ها را ساخت، یعنی ملکول‌های کوچک بیشتری از اتم‌هایی که در منظومهٔ شمسی وجود دارند. این یک مادهٔ خام عالی برای هوش مصنوعی است و شرکت‌هایی همانند Exscientia در حال توسعهٔ کاتالوگ کامل این ترکیبات هستند و Epiodyne یکصد میلیون ترکیب که ساخته نشده‌اند ولی سنتز آن‌ها ساده است را مورد مقابله و تطبیق قرار داده است. چنین کاری فقط در شرکت‌های نوپا انجام نمی‌شود. برایان شوایشت[1] از دانشکدهٔ داروسازی UCSF یک پروژهٔ اکتشاف داروی مسکن را هدایت نمود که یک فهرست سه میلیونی از ترکیبات را به بیست و سه مورد کاهش داد. شیمی‌دان آلی در دانشگاه مانستر آلمان از

[1] Brian Schoichet

یادگیری ژرف استفاده کرد و سنتز ترکیباتی را انجام داد که این کار بسیار پیش‌بینی‌پذیر، سریع و ساده بود. رباتی به نام ایو (Eve) در دانشگاه کمبریج، مجهز به توانمندی‌های غربالگری کتابخانه‌ای هوش مصنوعی، توانست چندین خط شاهد برای عملکرد یک داروی ضد مالاریا را بیابد. جین لویس ریموند[1] در دانشگاه برن سوئیس، یک پایگاه داده به نام GDB-17 از ۱۶۶ میلیون ترکیب را راه‌اندازی نموده است که نمایانگر همهٔ ملکول‌های امکان‌پذیر شیمیایی است که از تعداد ۱۷ یا کمتر اتم ساخته شده‌اند. تجزیه و تحلیل الگوریتمیک نزدیک‌ترین همسایه[2]، می‌تواند از طریق پایگاه دادهٔ کامل، فقط در طیّ چند دقیقه، غربالگری را انجام داده و ملکول‌هایی جدید را پیدا کند که اثرات مشابه به داروهای شناخته شده را دارند. مشخص شده است که بسیاری از ترکیبات پایگاه داده‌های ریموند بسیار برای سنتز، دشوار هستند. بنابراین، او آن را در حدّ یک فهرست کوچک از ۱۰ میلیون ترکیب ساده برای ساخت، تراش داده است؛ جالب است فقط ۱۰ میلیون!

پیش‌بینی واکنش شیمیایی از طریق یادگیری ماشین توسعه یافته است که نمونهٔ آن در مطالعه‌ای است که توسط ابی جیل دویل[3] از دانشگاه پرینستون و همکاران وی در سال ۲۰۱۸ به چاپ

[1] Jean-Louis Reymond

[2] Nearest neighbor algorithmic analysis

[3] Abigail Doyle

رسید. چنین به نظر می‌آید که او این کار را ساده نموده است: *"شما ساختارها را ترسیم کنید (مواد آغازین، کاتالیست‌ها، بازها) و نرم‌افزار، توصیف دهندگان مشترک (سیماهای مشترک شیمیایی) را میان همهٔ آن‌ها بیرون می‌آورد. این ورودی شما است. پیامد، بازده‌های واکنش‌ها هستند. یادگیری ماشین همهٔ آن توصیف دهندگان بازده‌ها را با این هدف که شما بتوانید در هر ساختار قرار دهید، منطبق می‌سازد و این به شما خواهد گفت که پیامد واکنش چه می‌باشد".*

پزشکی در محیط سلیکونی[1] بر روی کشف دارو برای سرطان کار می‌کند و بر بیش از ۷۲ میلیون ترکیب از پایگاه دادهٔ عمومی، غربالگری انجام می‌دهد و به شکل خلاقانه‌ای از یک جفت شبکه‌های عصبی هماورد زاینده[2] استفاده می‌کند. هدف اول، شناسایی ملکول‌های با توان درمانی است و دومین هدف، حذف آن‌هایی است که بر اساس ترکیبات پتنت شدهٔ پیشین هستند. Benevolent AI، یکی از بزرگ‌ترین شرکت‌های هوش مصنوعی در اروپا است و پردازش زبان طبیعی‌ای[3] را ساخت که از میان مقالات مجلات زیست پزشکی و پایگاه‌های داده‌های شیمیایی،

[1] in silicon medicine

[2] Generative adversarial neural networks

[3] Natural-language processing

عمل غربالگری را انجام می‌دهد. یکی از تأثیر برانگیزترین مقالات دربارهٔ هوش مصنوعی در کشف دارو که تاکنون به چاپ رسیده است از آنِ ماروین سگلر[1] می‌باشد که شیمی‌دان آلی شرکت فوق الذکر است. او و همکارانش در دانشگاه مانستر یک الگوریتم یادگیری ژرف را طراحی کردند تا بدانند بر اساس این الگوریتم، واکنش‌ها از میلیون‌ها مثال، چگونه طیّ می‌شوند. از آن الگوریتم برای خلق ملکول‌های آلی کوچک از میان بیش از ۱۲ میلیون واکنش شیمیایی آلی تک هنگامه‌ای شناخته شده، استفاده شد. آن‌ها حتی شیمی‌دان‌ها را در دو انستیتو برجسته مورد آزمون قرار دادند تا ببینند که بر اساس یک مطالعهٔ دو سویهٔ کور آیا آن‌ها می‌توانند میان راه‌های واکنش سنتتیک انسانی و هوش مصنوعی، تمایز قائل شوند؟ و آن‌ها نتوانستند. به همین منوال، پژوهشگران دانشگاه گلاسکو یک ربات سنتز آلی را طراحی کردند که از یادگیری ماشین جهت جستجو برای واکنش‌های شیمیایی جدید استفاده می‌کرد. ربات توانست ۳۶ واکنش را در روز انجام دهد و این در حالی بود که یک شیمی‌دان می‌توانست فقط سه یا چهار مورد را انجام دهد. افزون بر این، ربات واکنش‌هایی را انجام داد که پیامدهای آن را پیش‌تر نمی‌توانستند پیش‌بینی کنند. درک لو[2]، در مورد این پیشرفت، چنین

[1] Marwin Segler

[2] Derek Lowe

بازتاب داد: *"این ایده که وظایف عقلانی را می‌توان در حدّ کار دون‌پایهٔ خودکارآمدی گروه بندی نمود احتمالاً نسبت به بسیاری از شیمی‌دان‌ها یک بی‌احترامی خواهد بود ولی آن‌ها آن را مسلماً به شکل یک تهدید احساس خواهند کرد. ولی کاربرد هوش مصنوعی واقعاً زمان را آزاد خواهد نمود تا آن‌ها بتوانند پیرامون پرسش‌های سطح بالاتر، بیشتر این که کدامیک از ملکول‌ها باید ساخته شوند و چرایی آن، تفکر کنند تا این که بر روی جزئیات چگونگی ساخت ملکول‌ها، تمرکز یابند."*

یک شرکت پردازش تصویر به نام Recursion Pharmaceuticals از الگوریتم‌ها و میکروسکوپ‌های خودکار جهت آزمون تست دارویی با توان عملیاتی بالا بر روی سلول‌های انسانی استفاده می‌کند و به جزئیاتی تا حدّ سلول و اندازهٔ هسته و شکل آن می‌پردازد. بیش از دو هزار ملکول مدل‌سازی شدند تا ببینند کدامیک می‌توانند سلول‌های بیمار را به سلول‌های به ظاهر سالم تبدیل کنند و این کار را با مدل‌سازی بیماری‌های ژنتیک انجام دادند. شرکت حداقل ۱۵ درمان بالقوهٔ نوین را با این راهبرد شناسایی کرده است و یکی از آن‌ها به سوی کارآزمایی‌های بالینی برای مالفورماسیون‌های کاورنوس مغزی[1]، در حال حرکت است.

همان‌گونه که از نام آن برمی‌آید، ژنومیک ژرف، رهیافت استوار ژنومیک را به سوی یادگیری ژرف سوق می‌دهد. با بازگشت به سال

[1] Cerebral cavernous malformation

۲۰۱۴، گروه تورنتویی که توسط برندان فری[1] هدایت می‌شد، یک مقالهٔ تأثیر برانگیز در مورد کد Splicing انسانی به چاپ رساند که بازدهٔ آن هزاران هدف بالقوه برای افرادی با بیماری‌هایی همچون طیف اتیسم و آتروفی ماهیچه‌ای ستون فقرات[2] بود.

شرکت Atomwise از الگوریتم‌های یادگیری جهت غربال کردن میلیون‌ها ملکول استفاده می‌کند که در اواخر ۲۰۱۷ منتهی به بیش از ۲۷۰ پروژهٔ اکتشاف دارویی برای درمان بیماری‌هایی از ابولا (Ebola) تا مالتیپل اسکلروز[3] شد. شبکهٔ عصبی شرکت همراه با مدل‌های سه بعدی آن یک فهرست از ۲۲ دارو را فراهم آوردند که بالاترین احتمال برهم‌کنشی مناسب را با پشتیبان‌های ملکولی یک بیماری خاص داشتند. همان‌گونه که گیسبرت اشنایدر[4] در انستیتو فناوری فدرال سوئیس اشاره کرده است: *"مفهوم کشف دارو به صورت خودکار می‌توانند کمک نماید تا تعداد ترکیباتی که باید در یک پروژهٔ دارویی آزمون شوند را به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش داد و در همین زمان، یک پایهٔ غیرتورشی منطقی طراحی مولکولی سازگارمند[5] را بنیان می‌گذارد".*

این رهیافت‌ها موجب برانگیختن مشارکت‌های جدید بخش

[1] Brendan Frey

[2] Spinal muscular atrophy

[3] Multiple sclerosis

[4] Gisbert Schneider

[5] Abdaptive molecular design

خصوصی و عمومی شده‌اند. یکی به نام ATOM چند مرکز آکادمیک (دانشگاه‌های دوک[1] و تولن[2]) و شرکت‌های داروسازی (شامل Merck، AbbVie و Monsanto) را گرد هم آورده تا رهیافت‌های میان رشته‌ای را جهت کشف داروی سرطان، توسعه، آزمون و اعتبارسنجی کند و در این رهیافت، علم مدرن، فناوری و مهندسی، شبیه‌سازی محاسبهٔ ابری، علم داده‌ها و هوش مصنوعی با سطح بالایی در پلاتفورم کشف داروی واحد یکپارچه می‌شوند که می‌تواند در نهایت با جامعهٔ توسعهٔ دارو، در سطح وسیع، به مشارکت گذارد. هدف ATOM کاهش زمان از هنگام شناسایی هدف داروی بالقوه تا توسعهٔ یک کاندید دارویی است. به شکل طبیعی، این یک گردنهٔ گذار چهار ساله است. شرکت ATOM در جستجوی آن است که آن را به یک گذار یک ساله تبدیل کند. Project Survival یک کنسرسیوم خصوصی - عمومی است که توسط BERG Health تأسیس شد و نمونه‌های بیولوژیک را از بیماران با سرطان گردآوری می‌کند و در یک پروژهٔ پیشاهنگ ۷ ساله، داده‌های یکپارچه شده با اطلاعات بالینی را برای هر بیمار داده‌کاوی می‌کند تا کشف مارکر زیستی و شناسایی اولیه را ارتقاء دهد.

کاربرد هوش مصنوعی در این گستره به فراتر از تسهیل کشف دارو

[1] Duke

[2] Tulane

امتداد می‌یابد تا دوزاژ درست را برای داروهای تجربی پیش‌بینی کنند. از آنجا که دوزاژ بهینهٔ دارو به متغیرهای بسیاری برای هر فرد مانند سن، جنس، وزن، ژنتیک، پروتئومیکس، میکروبیوم روده‌ای و چیزهای دیگر بستگی دارد، این یک موضوع ایده‌آل برای مدل‌سازی و الگوریتم‌های یادگیری ژرف است. چالش به دست آوردن دوزاژ درست با احتمال برهم‌کنش‌های دارو - دارو، بسط داده می‌شود. چندین مراکز دانشگاهی برجسته این رهیافت را استفاده کرده‌اند، مانند UCLA، استنفورد، UCSF، ویرجینیاتک و دانشگاه کانزاس. همان‌گونه که پژوهشی از ویرجینیا تک[1] عنوان کرده است: *"هر فردی مجموعه پارامترهای مسلم خود را دارد و ما نیاز داریم درک کنیم چه ترکیب منحصر به فردی از ویژگی‌ها معنا می‌دهند تا این که هر صفت واحد فردی را تجزیه و تحلیل نمود. یادگیری ماشین به ما کمک می‌کند تا آن را انجام دهیم."* مسلماً گزافه‌گویی‌های پیرامون هوش مصنوعی و کشف دارو از سوی شرکت‌های دارویی ارائه شده‌اند ولی این گذشت زمان است که به ما خواهد گفت آیا این بلندپروازی‌های گوناگون تحول برانگیز و بالقوه برای کشف دارو به واقعیت منتهی خواهند شد یا خیر؟

[1] Virginia Tech

علوم اعصاب

فصل مشترک هوش مصنوعی و علوم مغز چنان پر بار است که من آن را به صورت یک دیاگرام سیم پیچی پیچیده می‌توانم نشان دهم؛ امّا این کار را نخواهم کرد. علوم اعصاب الهام قابل ملاحظه‌ای برای پژوهشگران هوش مصنوعی از زمان منشأ مفهومی آن، به ویژه در شبکه‌های عصبی مصنوعی که در این حوزه رایج هستند، فراهم نموده است. امّا همچنان که خواهیم دید، رابطهٔ بین علوم اعصاب و هوش مصنوعی موجود بوده است و ادامه دارد؛ چنان که دانش و مرزشکنی‌ها در یک حوزه، دیگری را متأثر نموده و موجب تغییر آن می‌شود. از دیدگاه‌های فراوانی، یک رابطهٔ خودبازتابی[1] و حتی هم‌زیستی[2] میان دانشمندان رایانه و خود رایانه وجود دارد و بدین سان خود این دانشمندان همچون رایانه نگریسته خواهند شد و نه دانشمندانی که به مطالعهٔ رایانه‌ها می‌پردازند.

کاربرد هوش مصنوعی در علوم اعصاب واقعاً در حال پیشی گرفتن است. به شکل شگفت‌انگیزی، مقدار زیادی کار بر روی مغز انسان انجام نشده است بلکه این کار بر روی مغز مگس‌های سرکه صورت پذیرفته است. من به ویژه از کار آلیس روبی[3] در انستیتو پزشکی هاروارد هیگز[4]

[1] Self-reflexive

[2] Symbiotic

[3] Alice Robie

[4] Harward Hughes

برانگیخته شدم. او با ۴۰۰ هزار ویدئو از این مگس‌ها کار را شروع کرد و با استفاده از یادگیری ماشین و متدولوژی بینایی ماشین[1]، سه گانهٔ بیان ژن، صفت‌ها و اساس دقیق آناتومیک آن‌ها را نگاشت نمود. در نهایت، او توانست نقشه‌های کامل مغز را خلق کند که هر دوی حرکت‌ها همچون راه رفتن به سوی عقب و رفتارهای اجتماعی همچون تعرضِ مؤنث، با بیش از دو هزار جمعیت هدف‌گذاری شدهٔ ژنتیکی سلول‌های مغز، همبستگی داشتند.

درک سلول‌های مغزی به ما همچنین کمک می‌کند مسائل موجود در علم رایانه‌ها را درک کنیم. قابل توجه است که این بار نیز مگس سرکه بود که ثابت نمود نقش ابزاری را در درک پایه‌های مسائل محاسبه‌ای «جستجوی مشابهتی[2]» یعنی شناسایی تصاویر و مستندات مشابه در یک سامانهٔ بازیابی مقیاس بزرگ[3] را دارد. در این مورد، این تصویر یا مستند نبود که بازیابی می‌شد بلکه یک بو بود. این آشکار می‌شود که سامانهٔ بویایی مگس سرکه از سه راهبرد محاسبه‌ای غیرسنتی استفاده می‌کند که به وسیلهٔ آن از برچسب زدن یک بو، شناخت بوی مشابه تسهیل می‌گردد. چه کسی می‌توانست حدس بزند که جستجوهای محاسبه‌ای نزدیک‌ترین

[1] Machine vision

[2] Similarity search

[3] Large- scale retrieval system

همسایه[1]، با الگوریتم بویایی در مگس سرکه، رشته‌های مشترک دارد؟

یک دستیابی تکان دهنده در هوش مصنوعی برای درک کردن مغز، مدل‌سازی مسیریابی فضایی بوده است یعنی نگاشت ادراکی پیچیدهٔ شناختی که اطلاعات پیرامون سرعت و جهت حرکت بدن‌مان یکپارچه‌سازی می‌شود و جای ما در فضا تعیین می‌گردد. برای انجام آن، مغز به شکل اصولی بر روی سه نوع نرون (سلول عصبی) تکیه می‌کند: نخست، سلول‌های مکانی[2] که در زمانی که ما در موقعیت ویژه‌ای قرار داریم، به فعالیت در می‌آیند. دوم، سلول‌های حرکت سر هستند که جهت‌گیری سر را پیام‌دهی می‌کنند و سوم، احتمالاً قابل توجه‌ترین آن‌ها، سلول‌های توری[3] هستند که در شکل شش گوشه کامل در هیپوکامپوس ترتیب یافته‌اند. هیپوکامپوس اغلب به GPS مغز تعبیر می‌شود و سلول‌های توری این موضوع را آشکار می‌سازند و آن هنگامی به فعالیت در می‌آیند که ما در مجموعه‌ای از نقاط هستیم که یک شبکهٔ توری شش گوشه را می‌سازند مانند یک نقشه در درون سر خودمان که مغزمان بر اساس آن درک محیط را اعمال می‌کند. امّا تا پژوهشگران DeepMind بتوانند به درون آن کاوش کنند، آشکار نبود که چگونه سلول‌های توری واقعاً کار می‌کنند. یک پرسش مهم این بود که آیا

[1] Nearest-neighbor computing searches

[2] Place cells

[3] Grid cells

سلول‌های توری می‌توانند کمک به محاسبهٔ فاصله و جهت میان دو نقطه کرده و مغز ما را قادر سازند تا کوتاه‌ترین مسیر از یکی به دیگری را انتخاب کند. این به نام مسیریابی بر پایهٔ بردار[1] موسوم است و یک تئوری بدون پشتیبان تجربی بود. برای ترسیم این که آیا مسیریابی بر پایهٔ بردار در واقع آن چه است که مغز ما انجام می‌دهد، DeepMind و دانشمندان همکار در علوم رایانه، یک شبکهٔ عصبی بازگشتی را تربیت کردند تا جوندگان شبیه‌سازی شده را در یک محیط مجازی مکان‌یابی کند. این منجر به پدیداری خود به خودی تظاهرات شبکهٔ توری مانند شش گوشه شد؛ همانند الگوهای فعالیتی عصبی در پستانداران که مسیریابی راه را مورد تأیید قرار داد. سپس با استفاده از واقعیت مجازی پیچیدهٔ محیط‌های بازی و یک شبکهٔ عصبی بازتقویتی ژرف، عامل مصنوعی، عملکرد ابرانسانی را از خود نمایش داد و از بازیگران حرفه‌ای برتری جست و میانبرها و مسیرهای نوین را برگرفت و مسیریابی بر پایهٔ بردار را از خود نمایش داد. هنگامی که سلول‌های توری در شبکه خاموش شدند، توانایی عامل برای مسیریابی، به شکل نابهنجاری، مورد تأثیر قرار گرفت.

مطالعهٔ سلول توری به ما مزه کردن هیجان و پیشرفت‌های علوم اعصاب را ارائه می‌دهد که چگونه هوش مصنوعی بر آن نفوذ داشته و آن

[1] Vector –based navigation

را گره‌گشایی می‌کند. کریستف کخ[1] که سرپرست انستیتو آلن[2] است، این تلاش را از دیدگاه تاریخی و جهانی چنین مفهوم‌سازی نمود: *"در حالی که قرن بیستم، سدهٔ فیزیک (به بمب اتم، لیزر و ترانزیستور فکر کنید) بود این قرن، سدهٔ مغز خواهد بود. به ویژه، این قرن، سدهٔ مغز انسان خواهد بود یعنی پیچیده‌ترین جزء مادهٔ فوق‌العاده تحریک‌پذیر در جهان شناخته شده."* ما همچنین می‌بینیم که چگونه پیشرفت‌ها در علوم رایانه می‌توانند به ما در درک بهتر مغز خودمان کمک کنند و این کار را نه فقط با دسته‌بندی مکانیکی که مغز کار می‌کند بلکه با دادن ابزارهای مفهومی به ما جهت درک این که چگونه کار می‌کند، انجام می‌دهند. ما شیوه‌ای تحت عنوان «پس‌انتشار»[3] داریم و این شیوه‌ای است که شبکه‌های عصبی با مقایسهٔ خروجی خودشان با خروجی مطلوب، یاد می‌گیرند و در ترتیب معکوس، اجرا خود را تعدیل می‌نمایند. فکر نمی‌شد این مفهوم بحرانی از دید بیولوژیک پذیرفتنی باشد. کار اخیر، واقعاً شیوهٔ مغز در استفاده از «پس‌انتشار» جهت پیاده‌سازی الگوریتم‌ها را به اثبات رساند. به همین ترتیب، اکثر دانشمندان علوم اعصاب فکر می‌کردند که شبکهٔ عصبی بیولوژیک در مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی، فقط یادگیری با

[1] Christof Koch

[2] Allen Institute

[3] Backpropagation

نظارت[1] را انجام می‌دهند. امّا این موضوع آشکار شد که در سایهٔ حمایت مفصل یادگیری بازتقویتی در قشر پیش پیشانی مغز[2]، مغز این گونه نیست. خط میان شبکه‌های بیولوژیک و مصنوعی با افزایش شبکه‌های عصبی بر پایهٔ DNA که الگوهای ملکولی را مورد شناسایی قرار می‌دهند، محو گردیده و به شکل قابل ملاحظه‌ای از شناخت فقط چهار ملکول متمایز DNA گسترش یافته و به طبقه‌بندی الگوها به ۹ گروه نائل شده و این پتانسیل را برای یادگیری در سامانه‌های ملکولی خودکار[3] فراهم نموده است. کاربرد هوش مصنوعی جهت ساختاربندی مدارهای عصبی از میکروسکوپ الکترونی نمایانگر، مثالی دیگر از این برهم‌کنش است. برای کونکتومیکس[4]، حوزهٔ نگاشت جامع شبکه‌های عصبی در سیستم عصبی خودمان، شرکت گوگل و پژوهشگران انستیتو ماکس پلانک، فرایند را خودکار کرده و دقت را تا حدّ زیادی بهبودی بخشیدند.

نه تنها هوش مصنوعی یک نقش عمده‌ای در این که چگونه ما پژوهش‌های علوم اعصاب را انجام دهیم بازی می‌کند بلکه علوم اعصاب از مدت‌ها نقش مهمی را در توسعهٔ هوش مصنوعی بازی کرده است. همچنان که ما پیشرفت بیشتری در این که چگونه مغز کار می‌کند به انجام

---

[1] Supervised learning

[2] Prefrontal cortex

[3] Autonomous molecular systems

[4] Connectomics

می‌رسانیم، این خود می‌تواند موجب رشد هوش مصنوعی نیز شود. ادراک[1] که توسط فرانک روزنبلات[2] اختراع شد و میراث آن یعنی شبکهٔ عصبی مصنوعی که توسط دیوید رامل هارت[3]، جوفری هینتون[4] و همکاران توسعه داده شد، هر دو از چگونگی کارکرد نرون‌های بیولوژیک و شبکه‌های آن‌ها مانند مغز انسان، الهام گرفتند. اخیراً معماری و کارکرد بسیاری از سامانه‌های یادگیری ژرف از علوم اعصاب الهام یافته‌اند.

جدول ۳: تفاوت‌ها در خواص میان رایانه‌ها و مغز انسان

خواص	رایانه	مغز انسان
تعداد واحدهای پایه	تا ۱۰ میلیارد ترانزیستور	تا ۱۰۰ میلیارد نرون ۱۰۰ تریلیون سیناپس
سرعت عملیات پایه	۱۰ میلیارد در ثانیه	کمتر از ۱۰۰۰ در ثانیه
دقت	یک در ۴/۲ میلیارد (برای یک پردازندهٔ ۳۲ بیتی)	یک در ۱۰۰
مصرف قدرت	۱۰۰ وات	۱۰ وات
حالت پردازش اطلاعات	عمدتاً سریال	سریال و به صورت عمده موازی
ورودی/ خروجی برای هر واحد	۱-۳	۱۰۰۰

[1] Perception

[2] Frank Rosenblatt

[3] David Rumelhart

[4] Geoffrey Hinton

مسلماً بعضی از موارد موازی در معماری نرون‌ها و سیناپس‌ها و مدارهای جداگانه برای ورودی، خروجی، پردازش مرکزی و حافظه وجود دارند؛ ولی تفاوت‌ها به شکل زیبنده‌ای تکان دهنده هستند. مغز از نظر انرژی کارآمد است و فقط از حدود ۱۰ وات توان استفاده می‌کند که کمتر از یک لامپ روشنایی خانگی در یک فضای ناچیز حدود ۲ لیتری و یا کوچکتر از یک جعبه کفش است. ابر رایانهٔ K در ژاپن، برعکس، نیاز به حدود ۱۰ مگاوات توان دارد و بیش از ۱/۳ میلیون لیتر فضا اشغال می‌کند. در حالی که مغز ما حدس زده می‌شود ۱۰۰ میلیارد سلول عصبی و ۱۰۰ تریلیون ارتباطات داشته باشد که به آن یک آستانهٔ تحمل بالا برای شکست می‌دهد (اگر که توانایی شگفت‌آور آن را برای یادگیری با و بدون معلم با چند مثال را هم یاد نکنیم) امّا حتی قوی‌ترین رایانه‌ها دارای آستانهٔ تحمل ضعیفی برای شکست در صورت از دست دادن هر مدار جریانی را دارند و از این رو مسلماً به انبوهی برنامه‌ریزی در پیش از آن که آن‌ها شروع به یادگیری از میلیون‌ها مثال را داشته باشند، نیاز دارند. تفاوت عمدهٔ دیگر مغز ما است که تقریباً آهسته عمل می‌کند و سرعت محاسبهٔ آن ۱۰ میلیون بار کمتر از ماشین‌ها است و بدین سان یک ماشین می‌تواند به یک محرک بسیار سریع‌تر از آن چه ما می‌توانیم، پاسخ دهد. برای مثال، هنگامی که ما چیزی را می‌بینیم، حدود ۲۰۰ میلی‌ثانیه از هنگامی که نور بر شبکیه می‌خورد تا به مغز برود و پردازش

شود و به سطح ادراک آگاهمند برسد، نیاز به زمان دارد.

تفاوت مهم دیگر میان رایانه‌ها و انسان‌ها این است که ماشین‌ها عموماً می‌دانند چگونه حافظهٔ خود را به روز کنند و بر روی اطلاعاتی که مفید نیستند، بنویسند. رهیافتی که مغز خودمان پی می‌گیرد موسوم به یادگیری هِب[1] است که این نام‌گذاری پس از گزارهٔ دونالد هب[2] انجام شد که چنین عنوان کرد: *"سلول‌هایی که با یکدیگر آغاز به کار می‌کنند با یکدیگر سیم‌پیچی شده‌اند."* این اصل، این واقعیت را توصیف می‌کند که اگر ما از دانش خود به صورت مکرر استفاده کنیم، این دانش پاک نمی‌گردد که این حالت خود را مدیون پدیدهٔ انعطاف‌پذیری سیناپسی[3] می‌داند: در یک مدار مغزی تکرار شونده که به صورت همزمان[4] شروع به کار می‌کند آن رفتار را قوی‌تر و سخت‌تر برای بازنویسی[5] می‌نماید.

تا اخیراً، رایانه‌ها هرگز به چنین شیوه‌ای کار نکرده بودند. اکنون، شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده‌اند که عملکرد چنین «سیناپس‌های آگاه از حافظه»[6] را تقلید می‌کنند. این کار با توالی‌هایی

[1] Hebbian Learning

[2] Donald Hebb

[3] Synaptic neuroplasticity

[4] Synchronized firing

[5] Overwrite

[6] Memory aware synapses

از وظایف شناسایی - شئ[1] مانند آموزش یک شبکه جهت شناخت سگ‌هایی که می‌دوند و سپس فردی که ورزش می‌کند، به دست آمد. در یک شیوهٔ غیرنظارتی، اهمیت اندازه‌گیری هر متغیر شبکه، انباشت می‌شود. سپس عملکرد آن را می‌توان با بازآزمایش برای دیدن سگ‌هایی که می‌دوند برقرار ساخت. با چنین شیوه‌ای، هوش مصنوعی آن چه که باید به خاطر بسپارد و آن چه را می‌تواند فراموش کند، یاد می‌گیرد.

این تنها شیوه‌ای نیست که دانش در حال گسترش مغز، درک ما از هوش مصنوعی و رایانه‌ها را بازشکل‌دهی می‌کند. بسیار همانند آن که هینتون از دستگاه عصبی خودمان الهام گرفت در زمانی که بر روی اولین الگوریتم‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی کار می‌کرد، پژوهشگران نیز هم‌اکنون از دانش ما پیرامون مغز استفاده می‌کنند تا خودشان، رایانه‌ها را بازساخت کنند.

برای زمان طولانی، تقریباً آن چه ما از مغز می‌دانستیم از مطالعهٔ بافت مرده فاقد هر فعالیت الکتریکی، استخراج می‌شد. مؤسسهٔ آلن برای علوم مغز[2]، داده‌های حاصل از حدود سیصد سلول مغز انسانی زنده استخراجی از نمونه‌های جراحی را با اجازهٔ ۳۶ بیمار که بر روی اقدامات حمایت از زندگی[3] برای مطالعهٔ ساختار و عملکرد آن‌ها داده بودند، به

[1] Object- recognition tasks

[2] The AlleIn Institute for Brain Science

[3] Life support

چاپ رساند. نقشه‌های سه بعدی حاصله و درک بهتر از این که چگونه نرون‌ها پیام‌های دریافتی را ترجمه می‌کنند و پیام‌های خروجی را زایش می‌نمایند، شباهت‌هایی تکان دهنده را با عملکرد نرون‌های رایانه‌ای، آشکار نمود. در حالی که توانایی تازه یافت شدهٔ تمرکز یافتن و ساختاربندی واحد سلول‌های زندهٔ مغز انسانی هیجان‌انگیز است، هر کسی این آمادگی را ندارد تا آن را به عنوان یک جهش بزرگ رو به جلو تلقی نماید. دیوید مار[1]، یک دانشمند علوم اعصاب بریتانیایی در گفتاری مشهور چنین گفت: *"تلاش به درک ادراک با درک کردن نرون‌ها مانند تلاش به درک پرواز یک پرنده با مطالعه فقط بر روی پرهای آن است. این را بدین سان نمی‌توان انجام داد."* دانش واقعی ما از کار کردن‌های درونی و مغزمان هنوز کاملاً محدود است، با وجود تلاش‌های در حال انجام شدیدی که هدف آن‌ها بازساخت آن است (مانند پروژهٔ مغز انسان در اروپا[2] و BRAIN در ایالات متحدهٔ آمریکا). این مطالعات در شیوهٔ ساخت ریزتراشه‌هایی که از لحاظ ساختاری مغز را تقلید می‌کنند مورد توجه قرار نگرفته‌اند. این حوزه به نام «نورومورفیک محاسباتی»[3] است که با کار کارورمید[4] در کالتک[5] در دههٔ ۱۹۸۰ شروع شد، او در جستجوی

[1] David Marr

[2] Human Brain Project

[3] Neuromorphic computing

[4] Carver Mead

[5] Caltech

ساخت رایانه‌های بهتر نبود بلکه در راه فهمیدن آن بود که *"چگونه مغز می‌تواند انجام دهد آن چه را که انجام می‌دهد"*. مهندسی معکوس مغز به ریزتراشه‌ها شامل نرون‌های سلیکونی شده است که انرژی کمتری مصرف می‌کنند و مانند مغز طرح ساختاری را از ریزتراشه‌های واحدی که همهٔ کارها را انجام می‌دهند را به واحدهایی ساده‌تر که کار را پخش نموده و توان مصرفی را کاهش می‌دهند، تمرکززدایی می‌نمایند. ریزتراشه‌های نورمورفیک درک ما را از مدار مغز افزایش داده‌اند و راه را برای سامانه‌های سخت‌افزاری جهت هم‌کنش‌گاه‌های[1] مغز - ماشین (واسط‌های مغز - ماشین) و پروتزهای عصبی در آینده، گشایش نموده‌اند. در واقع از هوش مصنوعی در بیماران به واسطهٔ کاشته‌های مغزی ژرف[2] برای صرع استفاده شده است تا مدل‌های واحدی را برای این که چگونه هر فرد (از ۲۵ فرد) چیزها را به خاطر می‌آورد، توسعه دهد. الکترودهای کاشته شده به صورت آرام نشستند ولی با الگوریتم‌های تربیت یافته که حافظهٔ مورد نیاز را حس می‌کردند، تحریک شدند و بدین طریق یک تقویت کننده فراهم آورده شد؛ به زبان دیگر، کاشته‌های مغزی کنترل شده با هوش مصنوعی به بهبود حافظه افراد کمک کرد. احتمالاً بهترین تظاهر همجوشی هوش مصنوعی و علوم اعصاب کاری است که انجام

[1] Interfaces

[2] Deep brain implants

می‌شود تا رایانه‌های «زیست هیبرید»[1] را با یکپارچه‌سازی نرون‌های سیلیکونی با شبکه‌های عصبی بیولوژیک، خلق کنند.

تلاش‌های بیشتری توسط صنعت تراشه در حال گسترش است تا دانش مداربندی مغز را آشکار نماید، و در طراحی تراشه‌های تخصصی به کار آیند. همان‌گونه که جان هنسی[2]، رئیس سابق دانشگاه استنفورد عنوان کرده است: *"رهیافت موجود بدون انگیزه و انرژی است و افراد تلاش می‌کنند تا نظام را بازساختاربندی کنند."* با رهایی یافتن از تربیت دادن شبکه‌های عصبی (که صدها الگوریتم دارند) و گام زدن به سوی تراشه‌های با توان مصرفی پایین، کارآیی بهبودی یافته و می‌توان در توان محاسباتی صرفه‌جویی کرد.

عمدهٔ هوش مصنوعی در کار علوم اعصاب برای شبکه‌های عصبی شامل توسعهٔ نرم‌افزار و الگوریتم بوده است. یک رهیافت ترکیبی سخت‌افزار - نرم افزار برای سیناپس‌های مصنوعی توسط IBM Research انجام گردید و یک شبکهٔ عصبی با بیش از ۲۰۰ هزار (کوتاه و بلندمدت) سیناپس جهت شناسایی تصویر ایجاد شد که به یک صد بار کمتر توان مصرفی نیاز داشت و در همین زمان، کارآیی بیش از ۲۸ میلیارد عملیات در هر ثانیه در هر وات را خلق نمود (که در مقایسه با واحدهای پردازش

[1] Biohybrid

[2] John Hennessy

گرافیک کنونی، بیش از دو برابر بزرگی را نشان می‌دهد). انجام این کار حاکی از جهش‌های آینده در کارآیی و کاهش دادن نیازمندی‌های توان مصرفی برای شبکه‌های عصبی مصنوعی است.

بدین سان، همچنان که تلاش‌ها برای بازگو کردن عملکرد مغز انسان در رایانه‌ها به سوی جلو در حرکت هستند (در واقع رایانه‌ها را قدرتمندتر می‌سازند)، این موضوع ما را به این پرسش بازمی‌گرداند که آیا می‌شود در آینده، علم نیز توسط رایانه‌ها، به تنهایی انجام شود؟

ابزارها و شاگردان جدید دانشمندان

با وجود توان آشکار هوش مصنوعی برای کمک به دانشمندان که اکتشافات جدید انجام دهند، هوش مصنوعی به صورت فراگیر پذیرفته نشده است ولی همان‌گونه که گفته شده است بیشتر و بیشتر مردم، یادگیری ژرف را می‌پذیرند.

میکروسکوپ برای قرن‌ها یک ابزار نگاره‌سان دانشمندان زیست پزشکی بوده است. این ابزار با توسعهٔ تکنیکی که میکروسکوپ فلوروسنس نامیده شد و برای مخترعان آن در سال ۲۰۱۴ جایزهٔ نوبل را به ارمغان آورد، یک انقلاب را پذیرفت. میکروسکوپ فلوروسنس شامل آماده‌سازی پیچیدهٔ نمونه است که در آن ملکول‌های فلوروسنت به سلول‌ها و نماهای زیرسلولی و ملکول‌ها اتصال می‌یابند تا بتوان آن‌ها را از طریق

میکروسکوپ قابل دیدن کنند. افزون بر زمان‌بر بودن آماده‌سازی بافت، این گونه علامت‌گذاری، به سلول‌ها آسیب رسانده و آن‌ها را می‌کشد و بدین سان نمونه‌ها را به صورت مصنوعی درآورده و از احتمال ارزیابی سریالی و طولی آن‌ها می‌کاهد. اریک کریستیانسن[1] و همکاران در گوگل با ورود به یادگیری ژرف با همکاران در انستیتو گلدستون[2] و هاروارد، یک الگوریتم منبع آزاد را توسعه دادند که می‌توانست به شکل دقیقی این که چگونه نمونه‌ها فلورسنس هستند، بدون نیاز به هیچگونه آماده‌سازی فلورسنت، پیشگویی کند. آن‌ها شبکهٔ عصبی ژرف را با تطابق دادن تصاویر علامت‌گذاری شده با فلورسنت با نمونه‌های غیرعلامت‌گذاری شده تربیت کردند و فرایند را میلیون‌ها بار تکرار کردند. این شیوه که موسوم به علامت گذاری سیلیکونی و نیز میکروسکوپی افزوده[3] است یک «عصر نوین در بیولوژی سلولی» نامیده شد. ادعای آن‌ها به تندی با گزارش دیگر میکروسکوپی رها از علامت[4] توسط دانشمندان انستیتو آلن دنبال شد. در فراتر از تمام سلول‌ها، طبقه‌بندی تصاویر زیرسلولی توسط دو رهیافت گوناگون، به دست آمد. هر دوی مدل‌های یادگیری ژرف شامل بیش از ۳۲۰ هزار دانشمند شهروند بود. مکمل یافتگی یادگیری ماشین و

[1] Eric Christiansen

[2] Gladstone Institute

[3] Augmented microscopy

[4] Label-free microscopy

پردازش مغز انسان در به دست آوردن سطوح بالای دقت، قابل توجه بود.

به همین صورت، یادگیری ماشین به «یاخته‌سنجی شبح»[1] منجر شد. بسیار دشوار است که بتوان سلول‌های نادر را در خون مورد شناسایی، دسته‌بندی و یا به دام انداخت. پژوهشگران در ThinkCyte در ژاپن الگوریتم‌هایی را که جنبش سلولی را شناسایی می‌کنند، توسعه داده‌اند تا بتوان، دسته‌بندی فراسرعت سلول‌ها را به صورت دقیق با حساسیت بالایی انجام داد که نیازی به تولید تصویر ندارند. مشابه همین تلاش‌ها، دانشگاه توکیو توسعهٔ شبکهٔ عصبی ژرف «مرتب‌سازی سلولی فعال شده با تصویر هوشمند»[2] را برای دسته‌بندی بلادرنگ انواع تیپ‌های سلولی، هدایت نموده است.

برای میکروسکوپ، در فراتر از این مرزشکنی‌های رها از علامت‌گذاری و رها از تصویر، یادگیری ژرف نشان داده شده است که به تصاویر خارج از تمرکز که چندان بهینه نیستند، کمک کرده است و تصاویر با کیفیت بالا با بازساختاربندی و اَبَر وضوح[3] از داده‌های میکروسکوپ نوری که نمونه‌برداری شده‌اند را تسریع می‌نماید. از هوش مصنوعی برای شناسایی سرطان متاستاتیک به صورت بلادرنگ استفاده شده است و بدین سان، بازخوانی اسلایدهای پاتولوژی را تسریع نموده است.

---

[1] Ghost cytometry

[2] Intelligent image- activated cell sorting

[3] Super-resolution

یک تغییر رادیکال همانند آن توسعه‌هایی که در موضوع میکروسکوپی در حال انجام می‌باشند آن است که هوش مصنوعی در کنار طرح‌هایی که پاره‌ای از پژوهشگران برای خودکاری علم دارند، احاطه شده است. در اینجا ماشین‌ها فقط کار راه‌اندازی (تست کردن باتری، معرف‌های شیمیایی) آزمایشات را ندارند، آن‌ها دارند آماده می‌شوند که آن‌ها را ابداع کنند. مفهوم علم خودکار شده و همکار دانشگاهی ماشینی تمام عیار[1] به نظر برای من هنوز دور می‌آید؛ زیرا این مفهوم هنوز بیگانه است. ولی هنگامی که من مقالهٔ بلومبرگ با عنوان «پروفسورهای کارنگی ملون[2] طرحی دارند تا تدریجاً کار شیمیایی خودشان را برون‌سپاری کنند و به هوش مصنوعی دهند» را دیدم به شگفتی افتادم که واقعاً این موضوع از ما هنوز چقدر ممکن است دور باشد. من این احساس را به دست آوردم که ما گام‌هایی را به سوی آن داریم برمی‌داریم و هنگامی این احساس را کردم که پیرامون ماشین‌های توسعه یافته توسط Zymergen (یکی از بسیار شرکت‌هایی است که بر روی تغییر در خزانهٔ کنونی ربات‌های آزمایشگاهی کار می‌کند) را مطالعه نمودم. خودکار شدن عملکرد مکانیکی دانشمندان، یک تاکتیک به خوبی پذیرفته شده است ولی هوش مصنوعی نوید انجام بیشتری را می‌دهد. کارهای شاگرد علمی بسیاری

[1] Full – fledged machine colleague

[2] Carnegie Mellon

وجود دارند که هوش مصنوعی می‌تواند به انجام آن‌ها کمک کند مانند انجام بسیار بهتر جستجو برای مقالات علمی (با Iris.ai و Semantic Scholar)، طراحی یا انجام آزمایشات (با Zymergen و Transcriptic)، ترجمان داده‌ها (با Nutonian که تئوری ریاضی بر اساس هضم داده‌ها تولید می‌کند) و نوشتن مقالات (با Citeomatic که ارجاع‌های گم شده در پیش‌نویس دست‌نوشته‌ها را پیدا می‌کند). در بیولوژی سلولی ملکولی، کارِ دستیِ پلیت کردن سلول‌ها و شمارش کلنی‌ها را می‌توان به انحصار در آورد. دقت و کارآیی انجام بعضی از آزمایشات، فزونی یافته‌اند. بعضی از پژوهشگران، هوش مصنوعی را به خاطر رهیافت رانش داده‌ای[1] برای طراحی مجموعه‌ای از آزمایشات بعدی را پذیرفته‌اند (بسیاری این اصطلاح «طراحی» را مورد پرسش قرار داده‌اند. زیرا این شهود انسانی را شامل می‌شود). امّا مفهوم «شتاب دادن به روش علمی» هم‌اکنون با بسیاری از توسعه‌هایی که من خلاصه‌ای از آن‌ها را بیان داشتم و بسیاری دیگر که در جریان کار قرار دارند، معتبر شده است. ولی نسبتاً خوب است گفته شود که انبوهی از محدودیت‌ها برای گونه‌هایی از کار وابسته به آزمایشگاه وجود دارند که بتوانند حتی تا بخشی توسط ابزارهای هوش مصنوعی خودکار شوند. فرصت‌های کارآموزی و شاگردی در سراسر شاخه‌های علم برای پدیدار شدن ادامه خواهند داد. گستره‌هایی که ما

[1] Data –driven approach

در اینجا آن‌ها را پوشش دادیم مانند علوم اعصاب، سرطان، امیکس‌ها و کشف دارو، نمایانگر لبه‌های پیشرو هستند. موارد موازی موجود در علم مانند فزونی در کارآیی و دیدن چیزهایی که انسان‌ها نمی‌توانند ببینند ولی ماشین‌ها می‌بینند، تکان دهنده هستند. من بر این باور نیستم که ما روزی به چنان پیشرفتی نایل خواهیم شد که دانشمندان «شبح» که با عوامل هوش مصنوعی جایگزین می‌شوند مصداق خواهند یافت ولی با برون‌سپاری بسیاری از وظایف به ماشین‌ها، کار دانشمندان را که به علم می‌پردازند، تسهیل گردیده و این خود، گسترهٔ دانشی را کاتالیز می‌نماید. این همان موضوعی است که در مورد پزشکان در این نوشتار از آن صحبت کردیم. در هر صورت، تصدیق می‌کنیم که ما می‌توانیم نرم‌افزاری توسعه دهیم که نرم‌افزار می‌نویسد و این به نوبهٔ خود هم انسان و هم ماشین‌ها را تا حدّ بالاتر در بهره‌وری، توانمند می‌سازد که این یک موضوع هم‌افزایی برای توسعه دادن زیست پزشکی می‌باشد.

فصل ششم

تغذیهٔ ژرف

بقراط حدود ۴۰۰ سال پیش از میلاد مسیح چنین گفت: *"بگذار غذا دارویت باشد و دارو غذایت"*. گرچه ما برای هزاران سال فکر کرده‌ایم که غذای و سلامت‌مان به هم پیوسته‌اند امّا این گستره بسیار آشفته است. یکی از مسائل عمده در این مورد آن است که به شکل استثنائی‌ای انجام کارآزمایی‌های تصادفی در مقیاس بزرگ دربارهٔ غذا بسیار دشوار است. گذاشتن گروه بزرگ کوهورت از افراد بر روی یک رژیم غذایی که نیاز به تبعیت کامل در طیّ چندین سال دارد و سپس پیگیری پیامدهای عمدهٔ سلامت، بسیار دشوار می‌باشد و به ندرت برای آن تلاش می‌شود. از استثناء مطالعات موجود اولیه، کارآزمایی‌های تصادفی بوده که بر روی رژیم غذایی مدیترانه‌ای انجام گردیده و نشان می‌دهد که ۱ تا ۲ درصد کاهش مطلق در بیماری‌های قلبی، با این رژیم، روی می‌دهد.

اکثر علم تغذیه بر پایهٔ داده‌های جمع‌آوری شدهٔ گذشته‌نگر و مشاهده‌ای شکل گرفته است که این بستگی به افراد دارد که دقیقاً آن چه خورده‌اند را گزارش کنند. خود این گزارش‌دهی به صورت دقیق می‌تواند مملو از داده‌های ضد و نقیض باشد. از این رو، جان ایوانیدیس[1]،

[1] John Ioannidis

یک منتقد محترم متدولوژی علمی، شیوه‌های آنالیتیک علم تغذیه‌ای موجود را از هم پاره کرد یعنی همان کاری که بارت پندرز[1] انجام داد.

به هر ترتیب، بگذارید تعدادی از مطالعات مشاهده‌ای بزرگ اخیر را که به تغذیه و پیامدهای عمده نگریسته‌اند را مورد بازنگری قرار دهیم. مقالهٔ PURE[2] که در مجلهٔ لانست[3]، در سال ۲۰۱۷ به چاپ رسید و بسیار مورد استقبال رسانه‌های اجتماعی قرار گرفت بر روی بیش از ۱۳۵ هزار نفر از ۱۸ کشور مطالعه نمود و مصرف بالای کربوهیدرات‌ها (و نه مصرف چربی) را به عنوان متهم کلیدی در خطر بیماری‌های قلبی و مرگ و میر، مورد شناسایی قرار داد.

مطالعه‌ای دیگر در سال ۲۰۱۷ در آمریکا، مصرف ۱۰ مادهٔ غذایی و مغذی را در ۷۰۰ هزار فردی که از بیماری‌های قلبی، سکتهٔ مغزی و دیابت فوت کردند را مورد بررسی قرار داد. برای مثال، رژیم غذایی حاوی نمک بالا و یا گوشت‌های فرآوری شده و نیز کاهش مصرف غذاهای دریایی یا میوه‌ها و سبزیجات همگی با پیامدهای قابل ملاحظهٔ بد همراه بودند. نتیجهٔ این مطالعه بیانگر آن است که ۴۵ درصد این مرگ‌ها به ده مورد از این عامل‌ها با سطح شواهد احتمالی و یا متقاعد کننده، بستگی دارد. چنانچه این مطالب صادق باشد این به معنای آن است که حدود

[1] Bart Penders

[2] The Prospective Urban Rural Epidemiology

[3] Lancet

یک از دو مرگ حاصل از بیماری‌های قلبی و عروقی، سکتهٔ مغزی و یا دیابت با رژیم غذایی نادرست در پیوند است و به زبان دیگر، بیش از هزار آمریکایی هر روز در نتیجهٔ تغذیهٔ نادرست خودشان، دچار مرگ می‌شوند.

با وجود این پیوستگی ژرف میان تغذیه و سلامت، اطلاعات ما در این حوزهٔ دانشی حاوی نکات بسیار ضد و نقیضی است که پاره‌ای از این تناقض‌ها از آنجا برمی‌خیزد که بر خوداظهاری از افراد شرکت کننده در مطالعات، بیش از حد، تکیه کرده‌اند و هیچ گونه ظرفیتی را برای نشان دادن علت و معلول بودن ندارند. عمدهٔ این مطالعات فاقد گروه شاهد بوده و در چیدمان عوامل مخدوش کننده مانند وضعیت اقتصادی - اجتماعی و تحصیلات و غیره، تلاش چندانی صورت نگرفته است. چنین است که با اخبار روزانه‌ای روبه‌رو می‌شویم که در مورد ضرر و زیان و یا سودمندی مواد غذایی ما را بیش از پیش سر درگم می‌کنند. در هر صورت، فقدان کارآزمایی‌های بالینی تصادفی به عنوان معیار طلایی، یکی از ابعاد مسئله‌ای است که علم تغذیهٔ انسانی با آن روبه‌رو است. بر همین اساس، روزی انجمن قلب آمریکا با قدرت، مصرف چربی پایین را توصیه می‌کرد و مارگارین را به جای کره معرفی کرده و اجتناب از خوردن تخم مرغ را پیشنهاد می‌داد و برای سال‌ها، بسیاری از افراد مانند من هر آن چه ممکن بود را انجام دادند که از مصرف چربی پرهیز کنند. فقط این چند دهه بعد بود که ما از اثرات سمّی قلبی مارگارین که انباشته از چربی‌های

ترانس است آگاه شدیم. از این رو، در نهایت در بسیاری از کشورها، مارگارین به عنوان جزء غذایی، قدغن گردید. هنوز انجمن قلب آمریکا و نیز ادارهٔ کشاورزی آمریکا توصیه به محدودسازی چربی اشباع شده در دستورالعمل‌های غذایی خود را دارند. این داستان‌های ضد و نقیض، نشانگر عدم دادهٔ کافی است که منجر به پیشنهادها و توصیه‌هایی می‌شود که راه اشتباه را در ارتقاء تغذیه‌ای نشان می‌دهند. نتیجه آن خواهد شد که با صحّه گذاشتن بر غذاهای با چربی پایین، این احتمال وجود دارد که نهادها و آژانس‌های سلامت نیز بر تغذیه ای زیان‌آور صحّه گذارند و بدین سان به اپیدمی دیابت و چاقی، دامن بزنند. در واقع، توصیه‌های طولانی مدت برای اجتناب از محصولات لبنیاتی و مصرف نمک به شکلی جدی، با گزارش‌های اخیر، مورد چالش قرار گرفته‌اند.

برای دهه‌ها، ما را بر این باور رسانده‌اند که مقدار زیاد نمک در رژیم غذایی، به صورت خطرناکی، خطر حملات قلبی و سکته‌های مغزی را افزایش می‌دهد. انجمن قلب آمریکا هنوز توصیه می‌نماید که بیش از ۱/۵ گرم سدیم در روز مصرف نشود. اگر شما چنین خوردنی را امتحان کرده باشید احتمالاً آن را ناخوشایند از لحاظ طعم و حتی غیرقابل تحمل احساس کرده‌اید. ممکن است برای وزن کم کردن خوب باشد؛ زیرا غذاها، بدمزه می‌شوند. امّا از گزافه‌گویی پیرامون پیوند میان مصرف فراوان سدیم و خطر برای حوادث قلبی و عروقی، پرده‌برداری شده است. یک مطالعه

در سال ۲۰۱۸ با بیش از ۹۵ هزار نفر از ۱۸ کشور، بر افزایش نسبتاً کم و معتدل فشار خون (با افزایش سدیم مصرفی که در اندازه‌گیری ادراری منعکس بود)، مهر تأیید گذاشت و نشان داد که پیامدهای بد فقط موقعی اتفاق می‌افتادند که سدیم مصرفی به بیش از ۵ گرم در روز بالغ می‌شد. متوسط دریافتی آمریکایی‌ها حدود ۳/۵ گرم سدیم در روز است و در واقع، برای کمتر از ۵ گرم سدیم در روز، یک همبستگی معکوس میان دریافت سدیم و حملهٔ قلبی و مرگ و میر وجود داشت. این یک مثال دیگر است که چگونه ما توصیه‌های تغذیه‌ای و ملّی طولانی مدتی را بدون داشتن شواهد داشته‌ایم و چگونه ما به میانگین‌ها چسبیده‌ایم، به جای این که منحصر به فرد بودن قابل توجه پاسخ‌دهی به غذا را بشناسیم و درک کنیم.

در واقع، این بزرگ‌ترین مشکلی است که دستورالعمل‌های تغذیه‌ای با آن روبه‌رو هستند یعنی این ایده که به صورت ساده یک رژیم غذایی وجود دارد که همهٔ انسان‌ها باید از آن پیروی کنند. این ایده هم از دیدگاه بیولوژی و هم فیزیولوژی غیرمحتمل است و در تضاد با منحصر بودن ما قرار می‌گیرد و با ناهمگنی قابل توجه و تک بودن متابولیسم، میکروبیوم و محیط زیست، در نقطهٔ تقابل جای دارد. ما هم‌اکنون می‌دانیم که هر فردی به صورت متناوب به غذاهای یکسان و به شکل دقیق همان مقدار غذای مصرفی، واکنش نشان می‌دهد. تصور می‌شد که حوزهٔ

نوتریژنومیکس[1] آشکار نماید چگونه DNA منحصر به فرد ما با غذاهای ویژه، برهم‌کنش نشان می‌دهند. تا این تاریخ، دستاورد بسیار ناچیزی وجود دارد که این ایده را نشان دهد که تنوع‌های ژنومیک بتوانند ما را به یک رژیم غذایی فردی هدایت نمایند. در واقع، داده‌ها در حدّ بین غیرموجود و یا بسیار ناکافی، قرار دارند.

برای پا فراتر گذاشتن از علم تغذیه رها از شواهد و مفهوم یک رژیم غذایی فراگیر برای همه، به یک رهیافت غیرتورش یافته، رانش یافته با داده و محاسبه‌ای، نیاز است و همین جا است که هوش مصنوعی به صحنهٔ بازی قدم گذاشته است و برای نخستین بار، یادگیری ماشین یک نقش بحرانی را در درک این موضوع بازی کرده است و پاسخ گلایسمیک[2] به غذا منحصر به هر فرد را پیش‌بینی نموده است. در نوامبر ۲۰۱۵، مجلهٔ سلول[3]، یک مقالهٔ برجسته تحت عنوان «تغذیهٔ فردگرایانه با پیش‌بینی پاسخ‌های گلایسمیک» را به چاپ رساند. این مطالعهٔ ۸۰۰ بیمار بدون دیابت را شامل می‌شد که گلوکز آن‌ها را از طریق یک حسگر زیرپوستی برای یک هفته مورد پایش قرار دادند. در مجموع بیش از ۱/۵ میلیون اندازه‌گیری گلوکز خون در این مطالعه انجام شد.

پاسخ نقطه‌ای گلایسمیک به غذا و دیگر محرک‌ها، با داده‌های چند

---

[1] Nutrigenomics

[2] Glycemic response

[3] Cell Journal

بعدی دیگری برای هر فرد، یکپارچه‌سازی شد: عادت غذایی همچون زمان خوردن غذا، محتوای غذا و آشامیدنی، فعالیت ورزشی، قند و وزن، خواب، میکروبیوتای روده‌ای و اندازه‌گیری‌های خون. بسیاری از این داده‌ها از طریق یک برنامهٔ کاربردی[1] تلفن هوشمند اهدایی، توسط خود شرکت کنندگان، وارد گردیدند. پاسخ گلوکز پس از مصرف غذا، همان گونه که انتظار می‌رفت، بسیار متغیر بود.

یک مدل درخت تصمیم یادگیری ماشین، این میلیون‌ها داده‌های نقطه‌ای را جوئید و ۱۳۷ عامل را برجسته نمود که جهت پیش‌بینی پاسخ گلایسمیک به غذاهای ویژه برای هر فرد، استفاده شد. این نتایج در یک کوهورت با یکصد فرد دیگر اعتباردهی گردید و سپس در لایهٔ دیگر برای تأیید ارزش این الگوریتم، یک کارآزمایی تصادفی با ۲۶ نفر با برنامه‌های غذایی فردگرایانه انجام شد و نشان داده شد که به صورت قابل ملاحظه‌ای پاسخ گلوگز (استخراجی از یادگیری ماشین) در مقایسه با گروه شاهد، بهبودی یافت. الگوریتم به شکل قابل توجه‌ای در پیش‌بینی پاسخ گلایسمیک دقیق بود و از پیش‌بینی‌های متخصصین تغذیهٔ خبره برتری جست.

این مطالعه فقط برجسته ننمود که پاسخ‌های فردی بسیار متنوع به یک غذای یکسان وجود دارد بلکه توانست آن را توضیح دهد. اجزاء غذایی،

[1] Application

پیش‌ران پاسخ گلوکز نبودند. ثابت شد که گونه‌های باکتریایی در میکروبیوم روده، عامل کلیدی تعیین کننده پاسخ گلوکزی هر فرد نسبت به خود بود. برای مثال Parabacteroides distasonis با پاسخ گلوکز بالا همراهی داشت در حالی که این موضوع برای Bacteroides dorei معکوس بود. هنگامی که مطالعه به چاپ رسید، مجلهٔ سلول، یک یادداشت سردبیری بر روی آن گذاشت و بیان نمود که این مطالعه «اولین گام به سوی تغذیهٔ فردگرایانه[1]» است.

فرد به فرد بودن افراد در برابر رژیم غذایی به پاسخ گلایسمیک بستگی دارد که هر چند عامل مهمی است ولی مسلماً سنجهٔ تمام عیار و آخری اثر تغذیه و سلامت انسان محسوب نمی‌شود. اوج‌های گلایسمیک[2] پس از خوردن، به ویژه هنگامی که اساسی باشند، می‌توانند منادی خطر افزایش یافته برای توسعهٔ دیابت باشند. بالا بودن گلوکز نیز باساز و کاری با نفوذپذیری پوشش روده‌ای، در پیوند است و این خود می‌تواند خطر عفونت و سرطان را افزایش دهد. در فراتر از پیوند بالقوه با دیابت و سرطان، نگرانی‌هایی همیشه برای اختلالات لیپیدی خون، چاقی، بیماری‌های قلبی و تحلیل برندهٔ عصبی[3]، همراه بوده است. امّا برای هم‌اکنون، هیچ حلقه‌ای بین اوج‌های گلوکز افراد و بیماری‌ها، بسته نشده

[1] Personalized nutrition

[2] Glycemic spikes

[3] Neurodegenerative diseases

است.

بدون پرسش، این پژوهشگران نشان داده‌اند که الگوهای فرد به فرد برای پاسخ گلایسمیک (بعضی افراد بسیار حساس به چربی بودند، دیگران به فیبر حساس و بعضی به سدیم و دیگران بسیار تحت تأثیر خواب خود بودند) به میکروبیوم روده‌ای وابسته است و پیچیدگی را می‌توان با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، مدل‌سازی، نگاشت و پیش‌بینی نمود. سپس، گروهی در استنفورد، اوج‌های گلایسمیک در ۵۷ فرد سالم را با پایش گلوکز، به صورت دائم، مورد ارزیابی قرار داده و پاسخ را نسبت به داده‌های خاص غذایی با یادگیری ماشین مورد تجزیه و تحلیل قرار دادند و آن‌ها نشان دادند که اوج‌های گلوکز پس از خوردن شایع هستند و در سه گلوکوتیپ[1] قرار می‌گیرند. بعضی از غذاها نقشی ویژه ایفا می‌کردند برای مثال یک وعدهٔ استاندارد از شیر و کورن فلکس موجب بالا رفتن گلوکز در محدودهٔ پیش دیابتی (بالاتر از ۱۴۰ میلی‌گرم در دسی‌لیتر) در ۸۰ درصد افراد شرکت کننده در مطالعه شد. منطقی است که غذاهایی که به صورت شایع خورده می‌شوند ممکن است برای سلامت اکثریت بالغین در جمعیت جهان، اثرات جانبی داشته باشند.

نقش میکروبیوم روده‌ای در سلامت و بیماری در مطالعات گوناگون به اثبات رسیده است و وضعیت میکروبیوم به عنوان یک موضوع محوری

[1] Glucotypes

در پاسخ فرد به دریافت مادهٔ غذایی نقش ایفا می‌کند. در مطالعهٔ میشل اسنیدر[1] که رئیس بخش ژنتیک در دانشگاه استنفورد است یک مطالعهٔ چند امیکسی (بررسی میکروبیوم، ترانس کریپتوم، پروتئوم، متابولوم و ژنوم) در ۲۳ فرد با وزن زیاد هدایت گردید تا دانسته شود با وزن گرفتن و از دست دادن وزن چه اتفاقی می‌افتد. با مقدار کم ۶ پوندی وزن گرفتن، تغییرات چشمگیری در گونه‌های میکروبیوم روده‌ای روی داد و بیش از ۳۰۰ ژن، تغییر قابل ملاحظه‌ای را نشان دادند و آزادسازی واسطه‌های پیش التهابی در خون نشان داده شد و این تغییرات اساسی، با از دست دادن وزن، کاملاً معکوس شدند.

با توجه به نقش پاسخ گلوکز به غذا و میکروبیوم، شرکت DayTwo الگوریتم خود را بر این پایه ساخت که جزء اولین کاربردهای هوش مصنوعی در سلامت مشتریان است. از ویژگی‌های این هوش آن است که مقدار زیادی داده‌ها در مورد فرد که گاهی اوقات اکثر آن داده‌ها را ما نمی‌بینیم، یکپارچه می‌سازد. خود من با پر کردن یک پیمایش تحت وب و ارائه اطلاعات دموگرافیک شروع کردم و برنامهٔ کاربردی سلامت DayTwo را گرفتم و از Abbott Laboratories نیز حسگر گلوکز Libre را دریافت کردم. هر آن چه می‌خوردم و می‌آشامیدم، داده‌های خواب، ورزش و داروها را از طریق تلفن هوشمند خود برای دو هفته وارد نمودم.

[1] Michael Snyder

من می‌توانستم به سرعت گلوکز خود را در هر زمان با دستگاه اهدا شده چک کنم. من بایستی یک نمونه از مدفوع را برای ارزیابی میکروبیوم رودهٔ خود جمع‌آوری می‌کردم. هر چند دشوار بود اما به من دستور داده شده بود که هیچ چیزی برای حداقل ۲ ساعت بعد از یک وعدهٔ غذا نخورم تا پاسخ گلایسمیک من در هم آمیخته نشود. با وجود مشکلات روش‌شناسی در بررسی پاسخ گلایسمیک نسبت به غذا و دشواری‌هایی در راه فراهم آوردن اطلاعات درخواستی، نتایج گلوکز، میکروبیوم و پیشنهادهای غذایی برای من، آماده شدند. نسخهٔ آمریکایی این برنامهٔ کاربردی با گرفتن فقط نمونهٔ میکروبیوم روده‌ای و داشتن الگوریتم، گزینه‌های تغذیه‌ای بهینهٔ فرد را با ۳۲۹ دلار پیش‌بینی می‌کند. شرکت رقیب آن Viome است که میکروبیوم را جامع‌تر ارزیابی می‌نماید (نه تنها باکتری‌ها بلکه ویروس‌ها و قارچ‌ها) و با ۳۹۹ دلار و با استفاده از این داده‌ها، رژیم غذایی مختص به فرد را ارائه می‌دهد.

به یک کارآزمایی بزرگ نیاز است تا نتایج DayTwo یا رقبای آن، مورد اعتبارسنجی قرار گیرند؛ به این صورت که نیمی از افراد از یکی از این الگوریتم‌ها استفاده کنند و نیمی دیگر بدون راهنمایی و پس از گذشت چند سال ببینیم آیا در پیامدهای بالینی تفاوتی ایجاد شده است یا خیر؟ نکتهٔ مهم آن است که در این الگوریتم‌ها بر پایهٔ هوش مصنوعی و گردآوری اطلاعات، فقط یک منظر از تغذیه یعنی پاسخ گلوکز به غذا

مدّ نظر قرار می‌گیرد. این بسیار متفاوت است از پیشگیری دیابت (به عنوان مثال) یا عوارضی که این بیماری ایجاد می‌کند. در هر صورت، بدون رصد تغذیه‌ای، فعالیت فیزیکی و گلوکز، الگوریتم پیش‌بینی کننده، کم‌اثرتر خواهد بود و مسئلهٔ گسترش دادن یافته‌ها در فراتر از جمعیت مورد بررسی، خود یک چالش است.

مسئله‌ای دیگر نیز در اینجا وجود دارد. من در تاریخچهٔ پزشکی خود سابقهٔ سنگ‌های کلیوی اگزالات کلسیمی را داشتم که به وجود بالا بودن اگزالات در ادرارم بستگی دارد و بر این اساس رژیم غذایی با اگزالات پایین را دنبال می‌کردم و این موجب شده بود که از مصرف بعضی از غذاهای مورد علاقه‌ام پرهیز کنم و این در حالی است که در پیشنهادات غذایی DayTwo که بدون دانستن بیماری متابولیک من انجام شده بود، رتبهٔ A^+ را به خود اختصاص داده‌اند. این موضوع پیچیدگی موجود را در رابطه با ارائه طرح رژیم غذایی ویژه را نشان می‌دهد و گوشزد می‌نماید که تمام داده‌های فردی می‌بایست وجود داشته باشند تا به رژیم غذایی واقعی و فردگرایانه[1] بتوان دست یافت.

فناوری نوین همچون کپسول الکترونیک قابل هضم که میکروبیوم روده‌ای ما را با حس کردن گازهای گوناگون پایش می‌کند، ممکن است روزی اثبات شود که برای یکی از ابعاد ورودی داده‌ای یعنی میکروبیوم

[1] Personalized diet

مفید خواهد بود. ما هم‌اکنون باکتری‌های مهندسی شدهٔ ژنتیکی را دیده‌ایم که جهت درمان یک بیماری متابولیک از طریق میکروبیوم روده‌ای ساخته شده‌اند.

در یک فراگرد کلی، ما هنوز مانده است که به تغذیهٔ فردگرایانهٔ اعتبار یافته دست بیابیم ولی این مسیر احتمالاً ما را به پیامدهای بهتری رهنمون می کند تا این که به پیشنهادهای تغذیهٔ فراگیر (یک توصیه برای همه)، تکیه کنیم.

فصل هفتم

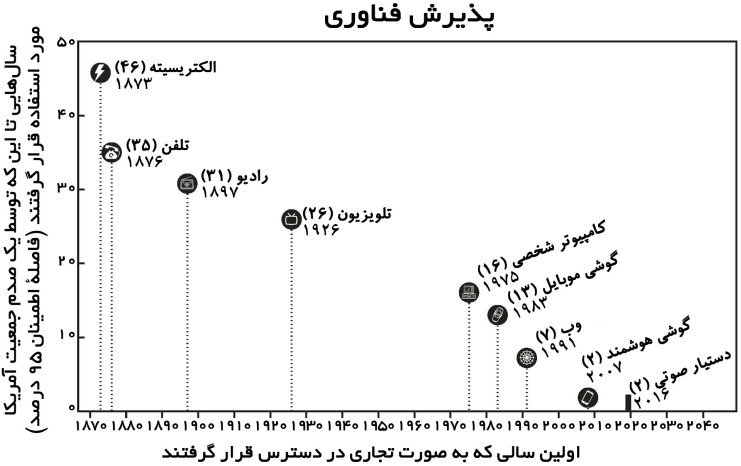
دستیاران مجازی

از زمانی که SIRI توسط آیفون در سال ۲۰۱۱ معرفی شد تا پایان سال ۲۰۱۶، بیش از ۴۰ درصد از دارندگان تلفن هوشمند گفتند که آن‌ها یکی از دستیاران شخصی هوشمند مصنوعی را استفاده کرده‌اند. من به Echo و Dot که ادوات کنترلی صوتی آمازون[1] هستند و ما به عنوان آلکسا (Alexa) می‌شناسیم، می‌پردازم؛ زیرا آن‌ها به نظر می‌رسند که جهان (حداقل آمریکا) را به شکل طوفانی گرفته باشند. در بازگشت به سال ۲۰۱۱، جف بزوس[2]، چشم‌انداز خود را برای سامانهٔ آلکسا چنین توصیف کرد: *"یک رایانه با هزینهٔ پایین و فراگیر با همهٔ مغز آن در ابر که شما می‌توانید با صوت با آن برهم‌کنش کنید - شما با آن صحبت می‌کنید و آن نیز به شما پاسخ می‌دهد"*. هر چند که در اواخر سال ۲۰۱۴ به کاربران اولیه‌اش معرفی شد، دو سالی طول کشید که محبوبیت عمومی آلکسلا اوج گیرد. سال ۲۰۱۶ توسط بعضی از هواداران، به عنوان «سال تجارت گفتمانی» شناخته شده است. در سال ۲۰۱۸، ادواتی که Alexa داشتند به بیش از ۷۰ درصد از همهٔ ادوات هوش مصنوعی توان یافته با صوت رسید که این ادوات توسط

[1] Amazon Voic- controlled devices

[2] Jeff Bezos

بیش از ۶۰ میلیون آمریکایی استفاده می‌شود. از این رو، این ادوات لقب تک‌شاخ فناوری را زیبندهٔ خود کرده‌اند و این لقب به محصول نادری داده می‌شود که به شکل بنیادین در شیوه‌ای که ما زندگی می‌کنیم، تغییر به وجود می‌آورد. فناوری دیگری که در تاریخ آمریکا که از هر ۴ آمریکایی یک نفر در طیّ دو سال آن را برگزید، آیفون در سال ۲۰۰۷ بود.



شکل ۹: زمان صرف شده از معرفی یک فناوری جدید
تا پذیرش آن توسط چهار نفر آمریکایی

انسان بیشتر دوست دارد صحبت کند زیرا صحبت کردن دو تا سه بار تندتر از تایپ کردن است. همچنین با فناوری‌های شناسایی

گفتار[1] گوگل و مایکروسافت، شناسایی گفتار توسط هوش مصنوعی راه خود را باز نمود و با مهارت ما در تایپ کردن منطبق شدند و در نتیجه به میزان خطای پنج درصد رسیدند. هم‌اکنون، هوش مصنوعی در عملکرد از انسان پیشی جسته است. شناخت صوت، مزیت‌های دیگری نیز دارد. نیاز به ID و واژهٔ عبور نیست و از عذاب رفتن از طریق برنامه‌های کاربردی که هر روز نیاز به روز شدن دارند نیز اجتناب ورزیده می‌شود. همهٔ این عوامل، صوت را تندتر، رها یافته از دست، ساده برای استفاده و ارزان می‌سازند. جای شگفتی نیست که یک تکثیر با ادوات دیگری که یادگیری ماشین را با پردازش زبان طبیعی انجام می‌دهند، رخ داده است. پیش‌بینی می‌شود که ۷۵ درصد از خانه‌های آمریکایی حداقل یک آلکسا و یا دیگر دستیاران شخصی صوتی تا سال ۲۰۲۰ داشته باشند. بسیاری از همکاران دانشگاهی من هم‌اکنون چندین وسیله دارند و یک Echo یا Dot را در اتاق‌های گوناگون خانه برای راحتی قرار داده‌اند. پس نباید شگفت‌زده شویم که آمازون بیش از ۳۰۰۰ مهندس دارد که بر روی آلکسا کار می‌کنند. بنابراین، این ادوات با گذر زمان هوشمندتر و گفتارمندتر می‌شوند. از همه مهمتر آن که این ادوات به شکل ممتد از میلیاردها برهم‌کنش صوتی یاد می‌گیرند.

[1] Speech recognition

دستیار مجازی پزشکی در امروز

در حالی که بسیاری از برنامه‌های کاربردی (apps) توسعه یافته‌اند تا سلامت و مدیریت بهتر بیماری‌های مزمن را ارتقاء دهند، همگی آن‌ها در تنگنای محدودهٔ قابلیت‌های خود هستند. مچ‌بند AliveCor از یادگیری ماشین برای پیوند زدن ارتباط میان تعداد ضربان قلب فرد و فعالیت فیزیکی وی استفاده می‌کند تا کاربر را برانگیزد اگر نوار قلب او از مسیر خارج شود نوار قلب را ثبت کند و بدین طریق در جستجوی نشانی از فیبریلاسیون دهلیزی می‌باشد. AliveCor مثالی از تیپ دستیاری است که تاکنون توسعه یافته است. من در این نوشتار تلاش نمی‌کنم هر مثال ممکن را در اینجا بیاورم ولی به شما طعم این که کجا در هنگامهٔ در حال زایشِ مربیِ پزشکیِ هوش مصنوعی هستیم را می‌دهم.

رشته داستان مشترک مهمی در اینجا وجود دارد و آن این است که هیچ کارآزمایی کنترل شدهٔ تصادفی انجام نشده است که پیامدها را نشان دهد. بر عکس، این محصولات به صورت عمده بر مطالعات مشاهده‌ای و گذشته‌نگر متکی هستند. این یک حفرهٔ بزرگ در داستان آن‌ها است که لازم است پر شود. امّا با این وجود، توسعه‌های انجام شده، ارزش آزمودن را دارند.

دیابت یک هدف عمومی برای این توسعه‌ها بوده است. Onduo یک شرکت است که توسط Verily و Sanofi تشکیل شد و احتمالاً یکی از

پیشروها است زیرا این شرکت شناخت غذا و وعده‌های غذایی بر پایهٔ هوش مصنوعی گوشی همراه را با داده‌های حسگر ممتد گلوکز و فعالیت فیزیکی ترکیب می‌نماید و مربیگری خود را از طریق متون ارائه می‌دهد. شرکت Wellpepper، راهبرد بر پایهٔ آلکسا را با یک کفهٔ ترازو مانند و یک اسکنر پا، ترکیب می‌نماید. بیماران دیابتی پای خود را بر روی کفهٔ ترازو می‌گذارند و پای آن‌ها اسکن می‌شود، تصاویر آن‌ها از طریق یادگیری ماشین طبقه‌بندی کننده، پردازش می‌شود تا زخم‌های پای دیابتی مورد شناسایی قرار گیرند. اعلان‌های صوتی توأمان استفاده می‌شود تا اطلاعات اضافی گردآوری گردد، همچنین آموزش و پاداش‌های مدیریتی نیز ارائه می‌شوند. Virta خدمات برنامهٔ کاربردی گوشی هوشمند گران (۴۰۰ دلار در ماه) است که برای برگشت دادن دیابت تیپ دو با هدایت از راه دورِ اندازه‌گیری گلوکز فرد، تغذیه، ورزش و داروها، از طریق الگوریتم‌ها، کار می‌کند. شرکت‌های نوپایی همچون Omada Health و Accolade از هیبرید هوش مصنوعی و مربی‌های انسانی برای مدیریت دیابت استفاده می‌کنند. قابل توجه این است که شرکت‌هایی مانند Dexcom، Abbott و Medtronic که حسگرهایی با سنجش مداوم برای گلوکز می‌سازند، الگوریتم‌های یادگیری ژرف ندارند تا بتوانند از تغذیه، فعالیت فیزیکی، خواب، استرس، میکروبیوم روده و دیگر داده‌ها که ممکن است به افراد کمک کنند تا شرایط خودشان را مدیریت نمایند،

استفاده نمایند. بر عکس، شرکت‌ها از الگوریتم‌های بر پایهٔ قواعد[1] استفاده می‌کنند تا به افراد هشدار دهند که گلوکز آن‌ها بالا یا پایین می‌آید (فقط بر پایهٔ مقادیر اولیه). پیش از این من در مورد DayTwo و الگوریتم تغذیه‌ای و یادگیری ماشین فردگرایانه آن که بر اساس میکروبیوم روده‌ای فرد استوار است و هدف آن بهینه کردن پاسخ گلایسمیک نسبت به غذا است به صورت ژرف صحبت کردم. Veritas Genetics، شرکتی که توالی‌یابی ژنوم کامل را با کمتر از یک هزار دلار پیشنهاد داد، یک شرکت هوش مصنوعی را راه‌اندازی کرده است؛ با این آرزو که داده‌های ژنومیک یک نفر را با دستورالعمل تغذیه‌ای فرد به فرد، ترکیب نماید. امّا این ایدهٔ آن‌ها به این صورت که *"آلکسا، آیا می‌توانیم این تکهٔ آخری پیتزا را بخورم؟"* با دانش بسیار محدود ما از نوتروژنومیکس، راه درازی در پیش دارد. تلاش‌هایی با هوش مصنوعی برای از دست دادن وزن صورت گرفته است مانند Lark که از یک ربات سخنگوی تلفن هوشمند[2] برای دستیابی به از دست دادن وزن به صورت معتدل در یک مطالعهٔ هم‌گروهی کوچک استفاده کرد. مشابه به همین تلاش، برنامهٔ کاربردی هوش مصنوعی Vida برای از دست دادن وزن، دیابت و مدیریت فشارخون، برنامهٔ عملیاتی فردگرایانهٔ خود را در بوق و کرنا کرده است که استرس خودگزارش شده،

[1] Rules-based algorithms

[2] Mobile Chatbot

گرسنگی و سطوح انرژی را دنبال می‌کند.

در شرکت‌هایی همچون Noom و Iora Health مربیگری انسانی نشان داده شده است که برای بسیاری از این شرایط مؤثر است و بدین سان ممکن است پایه‌ای برای تلاش‌های ادامه‌دار هوش مصنوعی باشد و یا احتمالاً آشکار خواهد شد که یک رهیافت هیبرید، بهترین راهبرد خواهد بود. یک رهیافت ویژهٔ بیماری محدود توسط Tempus Labs برای سرطان در حال پیگیری است. این شرکت، داده‌های جامع را از بیماران شامل خصوصیات دموگرافیک، توالی ژنوم توموری و توالی RNA فردی، پاسخ ایمنی، تصویربرداری‌های پزشکی، توالی DNA توموری در گردش خون (به عنوان بیوپسی مایع) و ارگانوئیدها همراه با درمان و پیامدها را گرد می‌آورد.

نه تنها این شرکت با عمدهٔ مراکز انستیتو ملّی سرطان آمریکا همکاری می‌کند بلکه در اواخر ۲۰۱۷، شرکت، دسترسی به بیش از یک میلیون داده‌های بیماران را از CancerlinQ انجمن انکولوژی بالینی آمریکا به دست آورد. این داده‌ها مکمل داده‌های مراکز انستیتو ملّی سرطان است زیرا پایگاه دادهٔ CancerLinQ، کار آنکولوژی در سطح جامعه را از بیش از دو هزار انکولوژیست از بیش از یک صد گروه که در سراسر کشور طبابت می‌کردند، منعکس می‌کند. با چنین تلفیق بدیع از داده‌ها، Tempus همراه با همکاران در Precision Health AI، الگوریتم‌هایی را برای بهبودی

پیامدهای درمانی سرطان، توسعه می‌دهند.

شرکت Second Opinion Health، توانسته است Migraine Alert که یک برنامهٔ کاربردی تلفن هوشمند است را در سال ۲۰۱۷ معرفی نماید. از مبتلایان به میگرن متناوب خواسته می‌شود که داده‌های تحریک کننده‌های احتمالی خودشان را برای سر درد (مانند خواب، فعالیت فیزیکی، استرس و آب و هوا)، گردآوری نمایند.

الگوریتم ماشینی این برنامه، الگوی فرد را از ۱۵ رخداد سردرد (که مقدار زیادی سردرد است)، یاد می‌گیرد تا سردرد قریب‌الوقوع را با ۸۵ درصد دقت پیش‌بینی کند و این به فرد زمان را می‌دهد که داروهای پیشگیری کننده را به جای درمان در هنگام سردرد، در پیش از شروع سردرد، استفاده کند.

ResAPP Health از میکروفون تلفن هوشمند برای گوش دادن به تنفس فرد استفاده می‌کند. الگوریتم یادگیری ماشین می‌تواند چندین بیماری ریوی گوناگون مانند آسم حاد و مزمن، ذات‌الریه و بیماری انسداد ریوی مزمن را با دقت بالا (حدود ۹۰ درصد) تشخیص دهد.

ربات‌های سخنگوی هوش مصنوعی بسیاری وجود دارند (بعضی از طریق آلکسا و Google Home کار می‌کنند) و برنامه‌های کاربردی برای گوشی هوشمند که عملکردهای متنوعی مانند چک کردن علائم، ارتقاء

تبعیت دارویی[1] و پاسخ دادن به پرسش‌های وابسته به سلامت را انجام می‌دهند.

یک گروه دیگر هوش مصنوعی، مختص به بزرگان و سالمندان می‌باشد. به صورت جالب، care.coach شکل یک آواتار توله سگ توان یافته با گفتار را به خود می‌گیرد که با افراد سالمند برهم‌کنش نشان داده و کمک به پایش آن‌ها می‌کند. Aifloo یک شرکت نوپا در سوئد است که یک مچ بند را توسعه داده است که هنگامی که در تلفیق با هوش مصنوعی استفاده می‌شود، می‌تواند خطر افتادن را شناسایی کرده و ارائه دهندهٔ مراقبت را آگاه سازد. چنین فناوری‌ای در حالی که هرگز به طور کامل جایگزین لمس و مراقبت انسانی نیست ممکن است به صورت تلفیقی، مفید واقع شود؛ به ویژه این که یک عدم تطابق میان جمعیت در حال تکثیر سالمند از یک طرف و محدودیت‌های عمده و هزینه‌های سرسام‌آور تسهیلات مراقبت از آن‌ها در حال حاضر وجود دارد.

در یک فراگرد کلی، شما می‌توانید به سادگی ببینید که تلاش‌ها پیرامون مربیگری مجازی سلامت هوش مصنوعی چقدر محدود هستند. به طور کلی، تمرکز بسیار محدود با جمع‌آوری داده‌های غیرگسترده، کوتاه و ناچیز و اعتبار بخشی اندک و فقدان اهداف دوربرد، مشاهده می‌شود.

[1] Medication adherence

ساخت دستیاران مجازی پزشکی آینده

دستیار مجازی پزشکی، یکی از مزیت‌های پزشکی ژرف است که نه تنها پزشکان را توانمند می‌سازد تا در انجام آن چه انجام می‌دهند بهتر باشند بلکه به همهٔ ما کمک می‌کند تا آنجا که می‌توانیم در مراقبت از سلامت خودمان خوب باشیم. از این رو، ما نمی‌توانیم تمام توان بالقوهٔ پزشکی ژرف را به جایگاه واقعیت برسانیم مگر این که ما چیزی شبیه به دستیار مجازی پزشکی داشته باشیم که ما را کمک کند. هیچ انسانی، چه پزشک باشد یا بیمار، نخواهد توانست تمام داده‌ها را پردازش کند؛ این وعدهٔ تحقق نیافتهٔ ماشین‌های هوش مصنوعی است. امّا اینگونه نخواهد ماند و ما خواهیم توانست بر محدودیت‌های فناورانه و سیاستی پیرامون خلق دستیاران مجازی پزشکی نیرومند، به پیروزی نائل آییم. ریچارد هورتون[1]، سردبیر ارشد مجلهٔ پزشکی لانست که اغلب دیدگاه شکاکانه پیرامون فناوری دارد، چنین نوشت: *"جایگزین کردن پزشک با یک ربات هوشمند پزشکی، یک موضوع تکرار شونده در داستان‌های علمی تخیلی است ولی این ایده که اندرزهای پزشکی فردی از دستیاران دیجیتالی که با داده‌های خود مراقبتی تلفن هوشمند مورد حمایت قرار گرفته باشند، دیگر نامعقول به نظر نمی‌آید."*

امّا برای تحقق چنین ایده‌ای که ریچارد هورتون بیان داشته است

[1] Richard Horton

هنوز راه طولانی‌ای داریم. بسیاری از قطعات بحرانی گمشدهٔ آن می‌بایست هم‌اکنون در کنار یکدیگر قرار گیرند. در بخش پیشین این نوشتار به تلاش‌های کنونی در حوزهٔ دستیاران مجازی پزشکی پرداختیم و متوجه شدیم که گسترهٔ به کارگیری اطلاعات و داده‌های پزشکی برای پردازش اندرزها و توصیه‌های پزشکی این دستیاران هنوز محدود است و از داده‌های کم و انگشت شماری استفاده می‌کنند و این در حالی است که برای ساختاربندی چنین دستیارانی در آینده ما نیاز داریم که داده‌های تمام طول عمر آن فرد به صورت یکپارچه گردآوری شوند. این داده‌ها باید جامع بوده و همهٔ ابعاد سلامت و بیماری فرد را پوشش دهند. تاکنون در پزشکی، دیدگاه فروکاستی و تقلیلی[1] حاکم بوده است که نقطهٔ اوج آن در پروژهٔ ژنوم انسانی است که فرض دانشمندان این بود که با دانستن تنوع ژنومیک می‌توان خطر فردی بیماری‌ها و درمان‌ها را برای هر فرد به اطلاع رساند. این نمونه‌ای از تفکر خطی است که با ماهیت پیچیدهٔ سلامت و بیماری، برهم‌کنش‌های چند بعدی با میکروبیوم خودمان، سیستم ایمنی، اپی‌ژنوم، شبکهٔ اجتماعی و محیط زیست (و بیشتر)، مورد پشتیبانی قرار نمی‌گیرد. امّا در دیدگاه غیرخطی، پزشکی سیستمی آن را حمایت می‌نماید. ما برای شناخت سلامت و بیماری لازم داریم که داده‌های متنوع و گوناگون از وضعیت سلامت و بیماری فرد را در گسترهٔ

[1] Reductionist

زمان در تمام لایه‌ها داشته باشیم. داشتن این داده‌ها که به شکل جامع در دسترس دستیار مجازی پزشکی قرار خواهد گرفت اولین گام است تا ما دستیاران مجازی پزشکی آینده را بتوانیم تصور کنیم. به زبان دیگر، دستیار مجازی پزشکی هر فرد را باید همچون یک ارگانیسم زنده تصور نمود که با داده‌ها تغذیه می‌شود. این داده‌های جدید و مربوطه می‌تواند از طریق یک حسگر باشد یا نتایج نسبت میکروبیوم روده‌ای فرد، اطلاعات موجود به رخداد استرسی در طول زندگی، تغییر در مسیر شغلی، تولد یک بچه و غیره. این داده‌ها باید به صورت دائم ادغام شوند و مورد تجزیه و تحلیل قرار گیرند. ورود و برداشت داده به دستیار مجازی پزشکی آینده بدون نقص و ایجاد مزاحمت برای فرد صورت می‌گیرد. در شکل کنونی این فرد است که تا حدّ زیادی باید این داده‌ها را وارد کند و نیاز به تلاش انسانی است مانند آن چه که من برای وضعیت تغذیه‌ای خودم مجبور بودم برای دو هفته اطلاعات وعده‌های غذایی و آن چه را مصرف می‌کردم به شکل دستی همراه با اطلاعات خواب و ورزش را وارد کنم. این در حالی است که برای دستیاران مجازی پزشکی آینده برای یادگیری ماشین آن‌ها، نیاز نیست کاربران برای ورود داده‌های خود (به عنوان ورودی یادگیری ماشین)، داده‌ای را به صورت دستی وارد کنند.

با پیشرفت‌های فناوری، روز به روز بر کیفیت و گسترهٔ گردآوری داده‌ها افزوده می‌شود برای مثال ساعت‌های هوشمند، بسیاری از این داده‌ها را

فراهم می‌آورند مانند Fitbit's Ionic یا Versa که به شکل دائم، ضربان قلب، خواب و فعالیت ورزشی را به دست می‌آورند. باز تأکید می‌شود که نکتهٔ اصلی در اینجا کیفیت داده‌ها هستند که دادهٔ ورودی دستیاران مجازی پزشکی را به عنوان ماشین‌های هوشمند فراهم می‌آورند و فقدان کیفیت می‌تواند برون داد این دستیاران هوش مصنوعی را مختل نماید.

در هر صورت، برای مربیگری سلامت یک فرد، دستیار پزشکی هوش مصنوعی به مدل یادگیری ژرفی نیاز دارد که بسیار پیچیده می‌باشد. زیرا ما با «داده‌های بزرگ»[1] برای یک فرد روبه‌رو هستیم. وجود این داده‌های بزرگ هر چند چالش سهمگینی را ایجاد می‌کند ولی شرایط بسیار ایده‌آلی را برای عملکرد دستیار مجازی پزشکی هوشمند آینده فراهم می‌آورد. این احتمالاً نیاز به صدها لایهٔ پنهان شبکهٔ عصبی دارد تا خروجی مطلوب ما را بلادرنگ، دقیق، پیش‌بینی کننده و با ارزش هدایتی جهت ارتقاء سلامت، خلق نماید. بعضی از خبرگان هوش مصنوعی ممکن است این مدل واحد را بسیار ساده دریافته و غیرواقعی تصور نمایند ولی این به صورت فرادقیق همان شبکه‌های ژرف به هم پیوسته‌ای است که ما نیاز داریم؛ با ساختار پیچیدهٔ شبکه‌ای که بسیار محتمل است که به ترکیب شدن با دیگر ابزارهای یادگیری هوش مصنوعی نیاز داشته و حتی هنوز توسعه نیافته باشند (مانند ابزارهایی که در حال ترکیب کردن

[1] Big data

یادگیری ماشین، یادگیری بازتقویتی و درخت جستجوی مونت کارلو هستند)[1].

در بسیاری از مسیرها، ما واقعاً نمی‌دانیم که چه چیزی منظر جامع‌نگر[2] هر فرد را می‌سازد و این تصویر فراگستره[3] و اطلاع دهنده احتمالاً از یک فرد به فرد دیگر متفاوت می‌باشد. برای مثال، چه حسگرهایی ویژه‌ای ما نیاز داریم تا یک بیماری را پیشگیری و مدیریت نماییم؟ ترانس کریپتومیکس[4] یا اپی‌ژنومیکس، برای مثال، یکسان در سرتاسر بدن جریان نمی‌یابند؛ بر عکس آن‌ها برای هر تیپ سلول خاص، منحصر به فرد هستند و ما نمی‌توانیم به عمدهٔ آن‌ها دسترسی داشته باشیم. هزاران متابولیت وجود دارند که می‌توان در یک فرد مورد ارزیابی قرار داد و به اسپکترومتری جرمی با هزینهٔ قابل توجه نیاز دارد. به همین منوال، اگر هم ما می‌توانستیم سیستم ایمنی یک فرد را مشخص نماییم، این داده‌ها فقط برای آن لحظه از زمان کاربرد داشت و این داده‌ها با رهیافت‌های متنوعی همچون آنتی بادی‌ها، خزانه‌های سلول‌های B و T، توالی کمپلکس تطابق بافتی[5]، فلوسایتومتری[6] که برای جمع‌آوری آن‌ها

[1] Monte Carlo tree search

[2] Holistic

[3] Panoramic picture

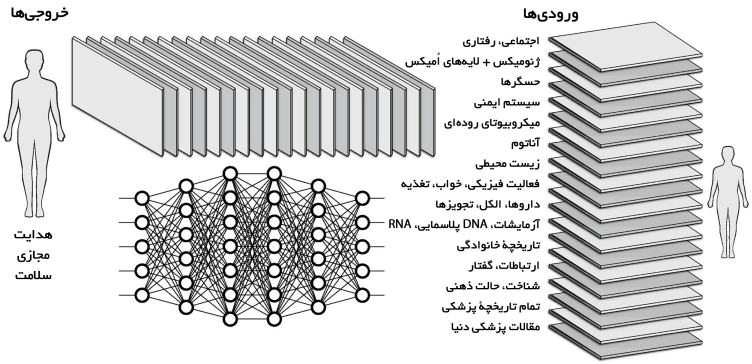
[4] Transcriptomics

[5] Histocompatibility complex

[6] Flow cytometry

استفاده می‌شوند، غامض می‌گردند.

چه افرادی باید برای DNA توموری در جریان پلاسما برای شناسایی اولیهٔ سرطان مورد پایش قرار گیرند یا برای پیام‌های RNA ای برای یکپارچگی عضوی (شامل مغز، کبد، کلیه و قلب) مورد رصد قرار گیرند؟ چه داده‌های زیست محیطی و حسگرهایی برای تحت مراقبت قرار دادن متغیرهایی همچون کیفیت هوا یا شمارش گرده‌های گیاهی مناسب هستند؟ من امیدوارم شما هم‌اکنون بتوانید داده‌های به نظر غیرمحدود بیولوژیک، فیزیولوژیک، آناتومیک، روانی اجتماعی و زیست محیطی که باید از آن‌ها گزینش شوند را قدر بدانید.



شکل ۱۰: نمایی از یک شبکهٔ عصبی ژرف با همهٔ داده‌های ورودی یک فرد همراه با مقالات پزشکی برای فراهم آوردن خروجی جهت مربیگری سلامت

مسلماً برهم‌کنش‌های بی‌شماری در بدن انسان وجود دارند که ما در مورد آن‌ها بسیار ناچیز می‌دانیم. رهیافت پزشکی شبکه‌ای یا سیستمی از هوش مصنوعی استفاده خواهد کرد تا به ما کمک نماید که کشف کنیم و درک نماییم چگونه X با Y و Z در پیوند می‌باشد (مانند یک پیام از مغز که بر فشار خون اثر می‌گذارد یا از میکروبیوم روده‌ای که یک نفر را در خطر سرطان قرار می‌دهد). افزون بر تفکر فروکاستی در پزشکی که سلامت انسانی و بیماری را ساده می‌نماید و درک فقیرانه‌ای از اینتراکتوم[1] دارد، چالش ترسناک «بعد چهارم» یعنی زمان نیز وجود دارد. هر فرد دینامیک است و در حال تکامل دائم قرار دارد و بدین سان هر آن چه داده‌ها تلفیق یابند، ما نیاز داریم بدانیم که چه محدودیت‌های کلیدی‌ای برای تفسیرپذیری آن‌ها وجود دارد و یکی از این محدودیت‌ها زمان است که می‌تواند در فراگیری تفسیرپذیری و کاربرد داده‌ها تداخل ایجاد کند.

وجود این پیچیدگی‌ها در گردآوری داده‌ها و پردازش آن‌ها برای هوش مصنوعی و ساخت الگوریتم‌ها بر پایهٔ یادگیری ماشین این را گوشزد می‌نماید که پیش از این که دستیاران مجازی پزشکی بتوانند به صورت فراگیر وارد عمل شوند و پیامدهای سلامت و بیماری را تغییر دهند، لازم است که آن‌ها در کارآزمایی‌های شاهد دار و تصادفی مورد آزمایش قرار

[1] Interactome

گیرند. تاکنون فقط یک شرکت آغاز به حرکت در این مسیر کرده است. در چین شرکت iCarbonX تحت هدایت جون ونگ[1] که قبلاً بزرگ‌ترین شرکت ژنومیک چین (BGI) را سرپرستی می‌کرد، با جذب بیش از ۶۰۰ میلیون دلار سرمایه و تعداد بسیار شرکت‌های معروف همراه با دو شرکت بزرگ بیمه‌ای، کار را به صورت گسترده پیگیری می‌کند. طرح گردآوری داده‌ها برای iCarbonX، رویایی و جاه طلبانه است و شامل الگوی زندگی، توالی‌یابی DNA، پروتومیکس، سیستم ایمنی از طریق اتوآنتی‌بادی‌ها، ترانس کریپتومیکس، میکروبیوم روده‌ای، پایش دائم گلوکز و کاربرد توالت‌ها و آینه‌های هوشمند در فراتر از گوشی‌های هوشمند است. هدف این یادگیری، فراگیری از یک میلیون نفر و توسعهٔ ربات سخنگوی دستیار مجازی پزشکی هوش مصنوعی می‌باشد. شعار شرکت این است: *"زندگی خود را دیجیتالی مدیریت کن"*. بعضی از خبرگان تصور می‌کنند که iCarbonX به ده میلیون نفر نیاز دارد نه یک میلیون نفر و بیش از ۶۰۰ میلیون دلار هزینه نیازمند است تا این مأموریت دور از انتظار را انجام دهد.

دو پیش‌نیاز دیگر برای این دستیاران مجازی هوشمند وجود دارد؛ یکی از این دو آن است که تمام مقالات زیست پزشکی می‌بایست به صورت دائم توسط این دستیاران مورد هضم قرار گیرند و دوم آن است

[1] Jun Wang

که این دستیاران باید به پروندهٔ الکترونیک سلامت فرد در همهٔ موقعیت‌ها دسترسی داشته باشند.

نکتهٔ دیگر در مورد این دستیاران مجازی که قابل تعمق است، شکلی است که آن‌ها به خود می‌گیرند. من فکر می‌کنم آواتارهایی با صورت‌های شبیه انسان که توسط Soul Machine در آکلند نیوزیلند ساخته شده است، یک نمونهٔ الگو در این زمینه می‌باشند. این آواتارها با حسگرهای ساخته شده در درون آن‌ها، خُلق فرد یا خستگی او را تشخیص می‌دهند و با چشمان آن‌ها تماس نزدیک برقرار کرده و فرد همچنان که راه می‌رود او را با چشم دنبال می‌کنند و توانمندی آن‌ها برای درگیر شدن در مکالمه به سرعت بهبودی می‌یابد. این آوتارها هم‌اکنون در کیوسک‌های خطوط هوایی و بانک‌ها در حال استفاده هستند. حرکت دادن نرم‌افزار به یک گوشی همراه، تبلت یا پلاتفورم ساعت مچی، گام بعدی است.

عمدهٔ موفقیت نهایی دستیاران مجازی پزشکی در پیشگویی آن‌ها در تغییر رفتار انسانی است زیرا اکثر بار بیمار به الگوی زندگی نادرست بستگی دارد. همان‌گونه که میتش پاتل[1] و همکاران عنوان کرده‌اند: *"مسیر مشترک نهایی برای کاربرد تقریباً هر پیشرفتی در پزشکی، رفتار انسان است."* ما تاکنون بسیار دربارهٔ علوم رفتاری در سال‌های اخیر یاد گرفته‌ایم ولی هنوز نسبتاً دربارهٔ الگوی زندگی سالم‌تر، بسیار ناچیز

[1] Mitesh Patel

می‌دانیم. ارائه ترغیب‌ها، مشوق‌ها و راهنمایی‌های بر پایهٔ هوش مصنوعی در قالب دستیار مجازی پزشکی آینده می‌تواند در ارتقاء الگوی سلامت بسیار تحول برانگیز عمل نماید. در یک مطالعهٔ جدید از فنلاند شامل بیش از ۷۰۰۰ نفر که به آن‌ها امتیاز خطر ژنتیکی برای بیماری قلبی داده بودند، مشاهده کردند که پس از ۱۸ ماه، ۱۷ درصد از آن‌ها ترک دخانیات کردند و ۱۴ درصد از کسانی که بالاترین خطر را داشتند، وزن از دست دادند. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که دادن «اطلاعات خطر فردگرایانه»[1] برای بیماری و سلامت، می‌تواند مؤثر باشد.

امروزه به خودروهای خودران به عنوان پیشرفته‌ترین شکل هوش مصنوعی نگریسته می‌شود. من فکر می‌کنم اوج آیندهٔ مراقبت‌های سلامت، ساخت مربی مجازی پزشکی است که می‌تواند «انسان‌های سالم خودران» را ارتقاء دهد. می‌دانم این راه، تهی از دشواری‌ها نیست ولی من دلگرم هستم که این دستیاران آینده برای مراقبت‌های سلامت ساخته خواهند شد و روزی به شکل بالینی اعتبارسنجی می‌شوند. اگر ما به عنوان انسان می‌توانیم فردی را بر روی ماه قرار دهیم، اینترنت را توسعه دهیم و نقشهٔ زمین گوگل را خلق کنیم، دلیلی وجود ندارد ما نتوانیم به این هدف دست بیابیم.

[1] Personalizing risk information

فصل هشتم

همدلی ژرف

پزشکی هم‌اکنون یک کسب و کار بزرگ است و در آمریکا بزرگ‌ترین کسب و کار، صنعت سلامت است و بیش از ۱۶ میلیون شغل مراقبت‌های سلامت در آمریکا وجود دارد. در آمریکا بیش از ۱۱ هزار دلار به ازاء هر فرد برای مراقبت‌های سلامت هزینه می‌شود و بیش از ۳/۵ تریلیون دلار در سال برای این کشور صرف هزینهٔ سلامت می‌شود که این میزان حدود ۱۹ درصد از درآمد ناخالص ملّی را به خود اختصاص می‌دهد. بعضی از داروها و درمان‌ها به بیش از یک میلیون دلار به ازاء هر درمان می‌رسند و عمدهٔ داروهای جدید سرطان از بیش از ۱۰۰ هزار دلار برای هر دورهٔ درمانی شروع می‌شوند و بسیاری از داروهای تخصصی نیز هزینهٔ دو هزار دلار در ماه را دارند. به متخصصین بالینی فشار آورده می‌شود که بهره‌وری و سودآوری حداکثری را داشته باشند و در این سیر ماجرا آن چه که هست علائق کسب و کاری بر مراقبت‌های پزشکی غلبه نموده است و نتیجهٔ آن این است که پزشکان به صورت فزاینده‌ای زمان کم و کمتری را برای بیماران می‌گذارند و در زمان روبه‌رو شدن با بیمار نیز برخورد به صورت انسان با انسان نمی‌باشد و روابط سرد بر این برخورد سایه افکنده است. زمان ویزیت پزشک کاهش یافته است و به ۱۲ دقیقه برای بیمار جدید و ۷ دقیقه برای بیمار قدیمی رسیده است.

ورود هوش مصنوعی به عرصهٔ پزشکی با گسترده‌ترین تحول در تاریخ پزشکی توأم بوده است که اثرات بنیان برافکن آن در گستره‌های گوناگون پزشکی هویدا می‌باشد. در این بخش از نوشتار در جستجوی آنیم که بنگریم آغاز به جولان هوش مصنوعی چگونه می‌تواند در ارتباطات پزشک - بیمار، نقش ایفا کند.

هدیهٔ زمان

یکی از مهمترین پیامدهای بالقوهٔ هوش مصنوعی در پزشکی، هدیهٔ زمان است که هوش مصنوعی به پزشکان و کادر درمانی عرضه می‌دارد. امروزه بیش از نیمی از همهٔ پزشکان در آمریکا دچار فرسودگی و خستگی هستند و در یک تناسب گیج کننده، بیش از یک نفر از چهار پزشک جوان از افسردگی در رنج می‌باشند و ۴۰۰-۳۰۰ خودکشی در آمریکا در هر سال بین پزشکان روی می‌دهد. فرسودگی موجب خطاهای پزشکی و خود این خطاها موجب ارتقاء فرسودگی می‌شود.

بخش عمدهٔ این فرسودگی گسستن از داشتن ارتباط انسانی و چهره به چهرهٔ پزشک با بیمار و گرفتار شدن او در حلقهٔ انبوهی از کارهایی است که فناوری پزشکی به ارمغان آورده است و یکی از این کارها سرگرم شدن به نتایج اسکن‌ها و آزمایشات و پرداختن به پروندهٔ الکترونیک سلامت و چشم دوختن به رایانه‌ها است تا به چشم بیماران.

در سال ۱۸۹۵، ویلیام اوسلر[1] نوشت: *"یک بیمار را نمی‌توان به صورت رضایتمندانه‌ای در کمتر از نیم ساعت معاینه کرد. یک بیمار دوست دارد که مقدار زیادی زمان با او گذرانده شود و او در یک معاینهٔ پر عجلهٔ ۱۲-۱۰ دقیقه‌ای، رضایتی به دست نمی‌آورد"*. این موضوع پس از سال‌ها هنوز صادق است و برای همیشه هم صادق خواهد ماند.

شکل ۱۱: دکتر و بیمار گسسته از هم
(دکتر به صفحه کلید رایانه چشم دوخته و پیوندی با بیمار ندارد.)

[1] William Osler

دیوید ملتزر[1] که یک پزشک متخصص بیماری‌های داخلی در دانشگاه شیکاگو است، ارتباط زمان با پزشکان را با عوامل وابستهٔ کلیدی مانند تداوم مراقبت، مورد مطالعه قرار داده است مثلاً اگر پزشکی شما را در کلینیک می‌بیند چنانچه جهت مراقبت به بستری شدن در بیمارستان نیاز داشتید نیز شما را در آنجا ببیند. او گزارش کرد که وقت گذاشتن بیشتر با بیماران، میزان بستری در بیمارستان را برای بیماران تا ۲۰ درصد کاهش می‌دهد و میلیون‌ها دلار را با کمک به اجتناب از خطرات عفونت‌های بیمارستانی و دیگر مصیبت‌ها، حفظ می‌کند. نتایج این مطالعه با مطالعات پژوهشگران دیگر مورد تأیید قرار گرفت. این مطالعات اهمیت اساسیِ زمانی که یک پزشک با بیمار می‌گذراند را نمایان می‌سازند. نه تنها زمان زیادتر ویزیت، ارتباط بیمار با پزشک را فزونی می‌دهد بلکه اعتمادسازی می‌کند و این خود با بهبودی در پیامدها توأم بوده و هزینهٔ بعدی را کاهش می‌دهد.

هوش مصنوعی می‌تواند در دستیابی به زمان با بیماران به ما کمک کند. در سال ۲۰۱۸، انستیتو پژوهش‌های سیاست‌گذاری عمومی[2] یک گزارش جامع در مورد اثر هوش مصنوعی و فناوری تحت عنوان «سلامت بهتر و مراقبت برای همه» به چاپ رساند و زمان بالقوهٔ آزاد شده را برای

[1] David Meltzer

[2] Institute for Public Policy Research

ارائه خدمات مراقبت از سلامت به بیماران را در تیپ‌های متنوع کادر پزشکی به شکل متوسط ۲۵ درصد برآورد کرد. یکی از مهمترین این اثرات، از زنجیر رها شدن پزشکان در کار ثبت کردن اطلاعات در پروندهٔ الکترونیک سلامت خواهد بود. در دانشگاه کلرادو، بیرون بردن رایانه‌ها از اتاق معاینه و حمایت پزشکان با دستیاران پزشکی، موجب کاهش تکان دهنده در خستگی و فرسودگی پزشکان از ۵۳ درصد به ۱۳ درصد شد. دلیلی ندارد که فکر کنیم جایگزین شدن این دستیاران پزشکی با هوش مصنوعی توان یافته با پردازش زبان طبیعی، در هنگام برخورد با بیماران، نتواند چنین اثری را از خود نشان ندهد. این تجربه خود حاکی از آن است که پزشکی فراتر از ایجاد بهره‌وری‌ای است که صنعت مراقبت‌های سلامت، مداوم در گوش پزشکان زمزمه می‌کند و باید دانسته شود که فقدان روح ارزش‌ها و روابط که در برقراری حس وظیفه‌شناسی مؤثرند، می‌تواند در پیامدهای سلامت بسیار اثرگذار باشند زیرا پزشکی یک امر انسانی و تلاشی انسان دوستانه است و نه یک خط مونتاژ در مسیر بهره‌وری بالاتر. در هر صورت، این می‌تواند هدیهٔ هوش مصنوعی در آینده باشد که پزشکان را در برقراری چنین روابطی از قید زمان آزاد می‌نماید؛ به زبان دیگر، زمان، هدیهٔ هوش مصنوعی است.

انسان بودن

کمبود عمده‌ای در ایجاد همدلی، در پزشکی امروز، وجود دارد و فقط بخشی از آن مربوط به ناکافی بودن زمان است. در رابطه با انسان بودن پزشک در عصر هوش مصنوعی آینده باید این را آویزهٔ گوش نماییم که همچنان که ماشین‌ها هوشمندتر می‌شوند، انسان‌ها نیز نیاز خواهند داشت در مسیری متفاوت از ماشین‌ها، تکامل یابند و انسان‌تر شوند. عملکرد انسان غیرمحتمل است که از لحاظ مادی با گذشت زمان تغییر کند ولی هوش مصنوعی به شکل پیش‌رونده‌ای در انجام تنوعی از کارها و وظایف تعریف شده، از انسان‌ها، پیشی می‌جویند. برای جهیدن انسان‌ها در سطح بالاتر بعدی ما نیاز داریم که کیفیات انسان گرایانهٔ خود را فزونی دهیم؛ کیفیاتی که همیشه ما را از ماشین‌های هوش مصنوعی متمایز می‌سازند. قابل توجه است که همدردی انسانی چیزی نیست که ماشین‌ها بتوانند با وجود تلاش‌های در جریان جهت طراحی ربات‌های اجتماعی یا برنامه‌های کاربردی که همدلی را ارتقاء می‌دهند، واقعاً آن را شبیه‌سازی نمایند.

این واقعیت دارد که هوش مصنوعی در جستجوی آن است که هیجانات انسانی مانند عصبانیت، غم، خستگی و حواس پرتی را شناسایی کند و تلاش‌هایی نیز در این زمینه در حال پیگیری هستند. بعضی از توانمندی‌ها برای ایجاد همدلی در انسان‌های مجازی، ساخته شده توسط پیشرفته‌ترین شرکت‌های رباتیک، در حال انجام می‌باشند ولی حتی

خبرگان هوش مصنوعی این شرکت‌ها، این را می‌پذیرند که همیشه یک شکاف خواهد بود یعنی ناتوانی رنگ کردن ماشین‌ها با انسانیت؛ زیرا برای انسان بودن، باید انسان بود. چنین است اگر «پزشکِ ماشینیِ هوش مصنوعی» را در سال ۲۱۰۰ تصور کنیم که این ماشین انباشتی از هوش یادگیری ژرف و پروفایل کامل ملکولی و عصب روان‌پزشکی هر بیمار را در دست دارد و بر پایهٔ همهٔ مقالات زیست پزشکی حکم می‌راند و دارای توانایی انجام هزاران مشاورهٔ هم‌زمان است. داشتن همهٔ این داده‌ها و هوش مصنوعی، یک آرمان شهر را جلوه می‌دهد ولی چنانچه شرکتی که او برایش کار می‌کند، از او تقاضای کیفیات انسان‌گرایانه بنماید پایان می‌یابد و تقاضای یک فرصت مطالعاتی شش ماهه را خواهد کرد زیرا مشکل این است که نیاز شما این بوده است که هوش مصنوعی همدلی را از خود نمایش دهد که به نظر می‌آید امری امکان‌پذیر نباشد. عبارت مهمی در سوگند نامهٔ بقراط وجود دارد که *"همدردی و درک کردن ممکن است از کارد جراح یا داروی شیمی‌درمان، سنگین‌تر و چشمگیرتر باشد."* همدلی ستون فقرات ارتباط با بیماران است. در یک بازنگری نظام‌مند در ۹۶۴ مطالعهٔ اصیل پیرامون اثرات توانایی پزشکان بر ایجاد همدلی، یک رابطهٔ مثبت پایدار میان همدلی و بهبودی در پیامدهای بالینی، رضایتمندی بیمار و تبعیت بیمار از پیشنهادات و تجویزات و کاهش اضطراب و استرس وجود داشت.

با در نظر گرفتن اهمیت همدلی برای بهبود عملکرد پزشکان و پیامدهای روانی اجتماعی، این بسیار حیاتی است که بدانیم آیا همدلی را می‌توان پرورش داد یا حتی نابود کرد؟ زاک کم[1] و همکاران او یک تجزیه و تحلیل اساسی بر روی ۶۴ مطالعه انجام دادند که به نظر پژوهشگران ۱۰ مطالعه از میان این مطالعات، طراحی محکمی داشتند. به صورت عمومی، مطالعات نشان دادند که همدلی را می‌توان در میان پزشکان پرورش داد. بدبختانه، همچنان که همدلی با محیط کار و طبابت دچار چالش می‌شود، مقدار امتیاز همدلی در زمان آموزش پزشکی کاهش می‌یابد که بخشی از آن به دلیل وقت نداشتن پزشکان و فشار زمانی است و پاره‌ای دیگر برمی‌گردد به نظام پرداختی که کمیّت بیماران را بر کیفیت، برتری می‌دهد و مسائل مدیریتی دیگر. ما می‌دانیم که به صورت عمومی، حرفه‌مندان پزشکی، امتیازهای پایینی را در آزمون‌های بهرهٔ همدلی[2] به دست می‌آورند. نوع‌دوستان، دارای بهرهٔ همدلی‌ای در محدودهٔ ۷۰-۶۰ می‌باشند، هنرمندان و موسیقی‌دانان دارای امتیازی در محدودهٔ ۵۰ و امتیاز پزشکان در محدودهٔ ۴۰ قرار دارد و این در حالی است که امتیاز بیماران روانی کمتر از ۱۰ است. ما حتی نوروآناتومی همدلی را دیده‌ایم که تعریف شده است و می‌تواند بخش دقیق مغز و مدارهای مسئول را نقطه‌یابی کند که این کار

[1] Zak Kem

[2] Empathy Quotient (EQ)

در توأمان با فعالیت و منع بیولوژیک، روان‌شناسانه و اجتماعی، انجام گردیده است. آن چه امیدوار کننده است آن است که شکل‌پذیری مغز برای مهارت‌های کلیدی و نرم همدلی، دلسوزی و در بر گرفتن منظر فرد دیگر، وجود دارد (این درست مانند شیوه‌ای است که هیپرتروفی بخش‌های مغز که مسئول ناوبری هستند را فراهم می‌آورد یعنی همان چیزی که در رانندگان تاکسی لندن یافت شده است. برای مثال، بیش از ۳۰۰ فرد بالغ (غیردکتر) تحت تربیت، جهت افزایش مهارت‌های نرم مانند دلسوزی، توجه کردن، آگاهی انگیزشی، مراقبت، انگیزش پیش‌اجتماعی، برآمدن با هیجانات دشوار و فراشناخت[1] قرار گرفتند. تصویربرداری MRI سریالی در طیّ تربیت، تغییرات چشمگیری را در طیّ نه ماه در مورفولوژی مغز همراه با هر مدول رفتاری[2] آشکار نمود. بنابراین، این امید وجود دارد که واقعاً بر اساس شواهد تجربی و آناتومیک، همدلی و مهارت‌های نرم را بتوان تقویت کرد و بدین سان ما می‌توانیم پروژه‌های پیشاهنگی قوی را برای ارتقاء همدلی در میان همهٔ کادر پزشکی داشته باشیم. چنین است که درمانگران (پزشکان) پس از همه خود نیز به درمان نیاز دارند.

[1] Metacognition

[2] Behavioral module

حضور

همدلی یک آغاز است ولی مشکل پیرامون ارتباط پزشک - بیمار، بسیار بزرگ‌تر از دست دادن یا داشتن همدلی است. برای ارتباط انسان با انسان که ژرف و خالص باشد، عوامل بسیاری ضروی هستند. حضور، یکی از این عوامل است؛ برای نیک بودن بیماران و همچنین ارائه‌دهندگان مراقبت‌های سلامت حضور ضروری است و برای برقراری اعتماد، در همهٔ برهم‌کنش‌های انسانی، وجود «حضور»، بنیادی می‌باشد. بدون هیچ پرسشی، بیماران می‌خواهند که پزشکان حضور داشته باشند و با توجه کامل، بدون هیچ گسستی، خود خواسته به صحبت‌های آن‌ها گوش فرا دهند و این چیزی است که امروزه به ندرت رخ می‌دهد. در واقع، به طور متوسط، ۱۸ ثانیه از آغاز ملاقات پزشک با بیمار نگذشته که پزشکان صحبت بیماران را قطع می‌کنند و این تمایل به قطع گفتگو برخاسته از فشار کمبود زمانی است که پزشکان دارند. فرصتی بی‌همتا در آشنا شدن با بیماران، مشاهدهٔ هیجانات آن‌ها در رابطه با نگرانی‌های آن‌ها و نشانگان بالینی‌شان و شنیدن تئوری‌های آن‌ها برای آن چه که نادرست است و به بیماری انجامیده است، نهفته می‌باشد. همان‌گونه که ویلیام اوسلر، پدر پزشکی مدرن عنوان کرد *"فقط به بیمار خود گوش بده؛ او به شما تشخیص را می‌گوید."* پزشکان نیاز دارند که بیماران را آزاد بگذارند تا گویندهٔ داستان خود باشند و این کاری است که در عصر آیندهٔ هوش

مصنوعی نیز فقط از توان بیماران و گوش فرا دادن پزشکان حاصل می‌آید. زیرا هوش مصنوعی در یادداشت‌برداری و نتایج آزمایشگاهی و تصویربرداری و تبدیل آن‌ها به چیزی که بتوان بر آن عمل نمود، مدیریت خواهد کرد امّا هوش مصنوعی هرگز نخواهد توانست داستان بیمار را به شیوه‌ای که او می‌تواند بگوید، بازگو کند. به عنوان پزشک، ما تربیت شده‌ایم که تاریخچهٔ بیمار را اخذ کنیم ولی آشکارا این یک مفهوم اشتباه است زیرا گفتمان را به انحصار خود در می‌آورد و این در حالی است که در یک گفتمان سازنده و مؤثر، هم عنصر دادن وجود دارد و هم گرفتن و در این صورت است که ژرف‌ترین و صمیمی‌ترین احساسات، جاری می‌شوند و اگر پزشکان یک چیز آرزومند باشند آن است که وقت کافی برای گفتگو با بیماران‌شان داشته باشند و قدر چنین تماسی را بدانند. زیرا «گوش فرادادن، یادگیری و عشق ورزی به بیماران»، کلید راه درمان است. چنین است که در ارتباط پزشک - بیمار، این حصار دروغین میان آن‌ها باید فرو ریزد و یک ارتباط ژرف می‌بایست شکل بگیرد. یک روند نوین در بعضی از مراکز پزشکی برای پزشکان آن است که به آن‌ها یک کارت در مورد بیماران‌شان داده می‌شود که حاوی تصاویر و جزئیاتی پیرامون خانوادهٔ آن‌ها است که کجا زندگی می‌کنند، علائق غیرپزشکی و سرگرمی‌های آن‌ها چیست که این در جهت مخالف تربیت تاریخی پزشکان قرار دارد و در واقع نمایانگر مسیر پزشکی انسان‌گرای آینده است.

زیرا پزشک به سختی می‌تواند به شناخت واقعی بیمار خود نایل آید امّا اگر وقت کم، حضور ناچیز و صدای کمی از بیمار وجود داشته باشد، شانسی برای شناخت واقعی بیمار وجود ندارد و می‌توان تضمین داد که هیچ هوش مصنوعی‌ای نخواهد بود که واقعاً به شناخت واقعی از یک فرد بیمار دست یابد؛ چون که این کاری دشوار است و به ارتباط صرفاً ژرف انسان به انسان نیاز دارد و تنها کاری که هوش مصنوعی انجام می‌دهد، خرید وقت و زمان برای پزشک جهت برقراری این ارتباط ژرف است.

جالب است بدانیم که بخشی از فرایند «حضور»، داشتن قدرت مشاهدهٔ جزئیات و با دقت از پیرامون و جوی است که ارتباط پزشک - بیمار در آن جاری می‌شود. من دو دهه پیش که دانشکدهٔ پزشکی ییل[1] اعلان کرد دانشجویان پزشکی به دورهٔ درسی نیاز دارند که هنر مشاهده را با گذراندن وقت در یک موزهٔ هنر به دست آورند، شگفت زده شدم. آبراهام ورگیز[2] بر این باور است با ابزار خیره شدن و نگریستن و میل به نگاه کردن ژرف در پاتولوژی و ارتباط برقرار کردن است که در هنر پزشکی توفیق ایجاد می‌شود و بدین سان او دانشجویان پزشکی خود را در استنفورد، برای تقویت مهارت‌های مشاهده‌ای، به موزهٔ هنر می‌برد.

در سال ۲۰۱۷، گروه کوچکی از دانشجویان پزشکی سال اول

[1] Yale's medical school

[2] Abraham Verghese

دانشگاه پنسیلوانیا، در یک کارآزمایی تصادفی آموزش هنر، در موزهٔ هنر فیلادلفیا شرکت کردند و با گروه شاهدی که چنین برخوردی را با موزه نداشتند، مورد مقایسه قرار گرفتند.

آموزش شامل دوره‌های ۹۰ دقیقه‌ای در طیّ یک دورهٔ زمانی سه ماهه بود و نتایج حاکی از آن بود که مهارت‌های مشاهده‌ای و توصیف تصاویر هنری و پزشکی این دانشجویان، رشد چشمگیری یافتند. همان‌گونه که دیوید اپشتین و مالکوم گلدول در یادداشت سردبیری این پژوهش چاپ شده، چنین نوشتند: *"برداشت این خواهد بود که پزشکان در بیرون از بیمارستان و در یک موزه و به زبانی دیگر گرفتن آن‌ها از جهان خودشان و بردن آن‌ها به جهانی متفاوت، از آن‌ها پزشکانی بهتر می‌سازد."* از این رو، این نیاز ندارد که دانشمند و بسیار دانا باشیم تا با یک نگاه به اسکن بیمار، تشخیص درست دهیم امّا می‌توانیم مشاهده‌گر بهتری باشیم. این کنشی زمان‌بر است که هوش مصنوعی آینده با خرید زمان، برای ما فراهم می‌آورد و این مشاهده، در فضای حضور ژرف، در کنار بیماران و شنیدن داستان آن‌ها، خلق می‌شود.

معاینهٔ فیزیکی

مشاهده فقط گوش دادن به یک بیمار نیست بلکه به معاینهٔ فیزیکی نیز امتداد می‌یابد که با لمس متمرکز دستان انسانی می‌تواند اعتماد ژرف

را در نزد بیمار نسبت به پزشک خلق نماید. این نگریستن از بیرون و حس کردن، مکمل نگاه به درون است که با مدد فناوری پزشکی انجام می‌شود. امّا این جوهرهٔ حس انسانی در پزشکی است که نمی‌بایست فرو گذاشته شود ولی با گذر زمان، متأسفانه می‌بینم که روز به روز به شکل پیش‌رونده‌ای، پزشکان از لمس کردن بیماران، خود را بدور می‌دارند و اغلب آن چه در واقع اتفاق می‌افتد آن است که پزشکان نمی‌نگرند بلکه این ساده‌تر است که با نوشتن روی یک برگه، اکوکاردیوگرافی یا سونوگرافی را تقاضا کنند تا این که وقت بگذارند و معاینهٔ فیزیکی انجام دهند. دوباره فقدان وقت کافی، نقش برجستهٔ توضیح برای این نقص بوده است. من از صمیم قلب با مشاهدهٔ آبراهام ورگیز موافق هستم: *"طی دو دههٔ گذشته من احساس کرده‌ام که در ایالات متحده، ما بیماران خود را کم و کمتر لمس می‌کنیم: انجام معاینهٔ فیزیکی یا معاینهٔ مهارت‌آمیز در بالین هم‌اکنون کاهش یافته است تا جایی که انجام آن کاری خالص بیهوده می‌آید. این در حالی است که تجربیات کاری به من نشان داده‌اند که انجام معاینهٔ فیزیکی و بالینی، دادن یک نوع حس اطمینان و تضمین و ایجاد آرامش و راحتی برای بیمار است. هر چند که من انتظار نداشته باشم که اطلاعات چندانی از انجام آن برایم حاصل شود، اما باید آن را انجام دهم."*

اخیراً میکائیل آمینوف[1]، نورولوژیست UCSF پیرامون آیندهٔ معاینهٔ نورولوژیک چنین اندیشه کرده است:

"معاینهٔ نورولوژیک به زمان، شکیبایی، تلاش و خبرگی نیاز دارد و ممکن است در شرایط دشوار و ناخوشایندی انجام شود این در حالی است که تصویربرداری و یا مطالعهٔ آزمایشگاهی، به سادگی فقط نیاز به تکمیل یک برگهٔ درخواست دارد و مسئولیت به یک همکار دیگر داده می‌شود. پس چرا باید بیمار را معاینه کرد؟ منظر مهم ویژهٔ معاینهٔ فیزیکی آن است که معاینه، یک پیوند و تعلق را میان پزشک و بیمار برقرار می‌سازد و به بنیان گذاشتن یک رابطهٔ ویژه، به شکل درک دو جانبه و احترام‌آمیز کمک می‌کند. درک این موضوع برای کسانی که خودشان هرگز (یا هنوز) بیمار نبوده‌اند، دشوار است. هنر نورولوژی بالینی شامل توانایی برهم‌کنش میان بیماران در سطح یک انسان و ارتباط دادن هر یافته‌ای، چه بالینی و چه اکتشافی، به زمینه‌ای است که از آن‌ها به دست آورده شده‌اند. اگر پزشکی توسط فناوری، از انسانیت، تهی شود، کیفیت مراقبت از سلامت یا بعضی از منظرهای آن به صورت اجتناب ناپذیری دچار آسیب می‌گردد؛ به همان شیوه‌ای که صندوق صوتی[2]، ارتباطات را تسهیل می‌نماید، به شکل رایج، عدم قطعیت، خستگی و ناشکیبایی را به وجود می‌آورد زیرا

[1] Michael Aminoff

[2] Voicemail

فاقد تماس مستقیم انسان است. معاینهٔ نورولوژیک، ارتباط پزشک - بیمار را برقرار می‌سازد و این اجازه می‌دهد که مسائل بالینی در زمینه به گونه‌ای نگریسته شوند که می‌توان قضاوت صحیح بالینی (که با رهیافت‌های الگوریتمیک ساده شده در مخاطره قرار گرفته است) را برای مدیریت آن‌ها، به کار برد".

هم‌اکنون گوشی پزشکی ۲۱۰ سال سن دارد و گرچه بار شمایل پزشکی را با خود دارد، امّا وقت آن رسیده است که ابزارهای معاینهٔ فیزیکی، مورد تجدید نظر قرار گیرند. گوشی پزشکی یک لولهٔ لاستیکی است که هیچ چیز را ثبت نمی‌کند و در بهترین حالت می‌تواند فقط به عنوان مجرایی جهت شنیدن صداهای بدن عمل نماید. من هرگز نمی‌توانم شنیدن صداهای قلب را با بیمار به شیوه‌ای معنادار به اشتراک بگذارم (حتی زمانی که یک سوفل نادر همانند یک ماشین لباسشویی صدا می‌دهد). بیماران نمی‌دانند که صداها نمایانگر چه چیزی هستند. هم‌اکنون از آنجا که سونوگرافی‌های تلفن هوشمند[1] وجود دارند، ما می‌توانیم «مصورسازی» مستقیم قلب را به جای برون‌یابی از طریق صداها داشته باشیم؛ ما می‌توانیم داده‌ها را کسب و ذخیره سازیم و همچنین بلافاصله آن را به اشتراک گذاشته و با خودِ بیماران تفسیر کنیم و آن‌ها را قادر سازیم، ببینند و این حس را به دست آورند که آن‌ها از

[1] Smartphone ultra-sound

درون شبیه به چه چیزی هستند. همانند هوش مصنوعی، این فناوری است که بعضی از منظرهای پزشکی را بهبودی می‌بخشد و می‌تواند به صورت مستقیم ارتباط را فزونی داده و تعلق میان بیمار و دکتر را ارتقاء دهد.

ارتباط بیمار - پزشک

اصول بنیادین همچون همدردی، حضور، گوش فرا دادن، ارتباطات و گذاشتن دستان پزشک به بیمار و معاینهٔ فیزیکی، سنگ‌بناهایی برای ارتباطی خوشایند و شایسته میان پزشک و بیمار هستند. این سیماها، دانه‌های اعتمادی می‌باشند که راحتی را فراهم آورده و یک حس شفابخش را ارتقاء می‌دهند. آن‌ها سنگ بناهایی هستند که مراقبت اصیل و واقعی برای بیمار و انجام تمام عیار حرفه‌مند یک پزشک که از بهبود یابندگی زندگی یک فرد برمی‌خیزد را امکان‌پذیر می‌نمایند. همهٔ این برهم‌کنش‌های انسانی، بسیار دشوار است تا دیجیتالی یا کمّی‌سازی شوند و این ویژگی خود بیانگر آن است که چرا پزشکان را نمی‌توان با ماشین‌ها، جایگزین نمود.

جستن مراقبت از سوی بیماران ذاتاً، مسئله‌ای آسیب‌پذیر است و هنگامی که یک بیمار و پزشک برای نخستین بار یکدیگر را ملاقات می‌کنند، مسئله‌ای غامض شکل می‌گیرد که گشایش آن به اعتمادسازی نیاز دارد و دلیل چندانی وجود ندارد که بیمار به کسی اعتماد کند که او را

نمی‌شناسد. در این لحظه از آسیب‌پذیری و نیاز به اعتمادسازی، بیماران در مقابل پزشکانی قرار می‌گیرند که در دانشکدهٔ پزشکی به گونه‌ای تربیت شده‌اند که بتوانند یک فاصلهٔ هیجانی را از بیماران خود نگه دارند. این به شکل ساده، خود نادرست می‌باشد. بدون اعتماد، چرا مردم ژرف‌ترین و حساس‌ترین نگرانی‌های خود را برای یک پزشک، آشکار سازند؟ یا موافقت کنند یک عمل عمده یا روشی تشخیصی بر روی آن‌ها انجام و زندگی خودشان را در دستان یک پزشک قرار دهند؟

یک منظر ضروری در این ارتباط، توانایی گفتن اخبار بد است. ما هرگز نباید این را بر دوش یک الگوریتم یا هوش مصنوعی بسپاریم و گفتن این اخبار به یک رابطهٔ بسیار نزدیک، در یک موقعیت مناسب، با در نظر گرفتن چشم‌انداز بیمار و درک موقعیت، تحمل شنیدن گفتار بیمار از سوی پزشک بعد از گفتن یک خبر بد، در یک شرایط آرام، با تأکید بر گزاره‌هایی همچون *"من می‌توانم تصور کنم که چقدر این اخبار برای شما دشوار است"*، توأم باشد و تعیین راهبرد، در گام‌های بعدی قرار دارد و این‌ها توانایی‌هایی هستند که از یک الگوریتم و هوش مصنوعی برنخواهد آمد و به شکل‌گیری یک رابطهٔ ژرف میان پزشک و بیمار، مملو از همدلی، نیاز دارد. حتی این رابطه در پس از مرگ بیمار نیز پسندیده است برقرار باشد و می‌تواند با شرکت پزشک در مراسم تدفین و

خاکسپاری و یا ارسال نامهٔ تسلیت توأم شود. گرگوری کین[1] دربارهٔ روابط کنونی پزشک و بیمار که حاکم است فضا را برای آیندگان چنین تصور می‌کند: *"باستان‌شناسان ممکن است بازمانده‌های جامعهٔ ما را مورد پویش قرار دهند و از فناوری‌های پزشکی ما شگفت زده شوند که شواهد آن در مفاصل تعویضی (جایگزین‌های مفصلی)، استنت‌های قلبی، کاشته‌های دریچه‌ای و پلیت‌های تیتانیوم باشد که در میان بازمانده‌های مکان‌های تدفین ما گردآوری می‌کنند."*

این یافته‌ها حاکی از میراث پزشکی مدرن است ولی او ادامه می‌دهد *"این امید من خواهد بود که آن‌ها نیز بتوانند در آرشیو نوشته‌ها، یک نامهٔ تسلیت پیدا کنند که نشانگر ارتباطات بین فردی باشد که پزشکان آن دوره را با بیماران آن‌ها و بازماندگان پیوند می‌دهد و شاهدی را فراهم می‌آورد که ما واقعاً انسان هستیم."*

خوشبختانه، عمدهٔ برهم‌کنش‌های پزشک - بیمار، بر روی مرگ یک فرد و یا حتی درمان[2] بیمار تمرکز ندارند بلکه این رابطه در جستجوی فراهم آوردن شفا[3] است. همان‌گونه که آبراهام ورگیز توصیف کرده است: *"درمان، خوب است ولی ما همچنین شفا می‌خواهیم، ما معجزه‌ای که پزشکان خوب با شخصیت خود، همدلی و قوت قلب دادن‌شان فراهم*

[1] Gregory Kane

[2] Curing

[3] Healing

می‌آورند، خواهانیم. شاید این‌ها کیفیاتی بودند که در روزهای پیش از پنسیلین فراوان بودند، یعنی زمانی که کم می‌شد چیزی دیگر انجام داد. امّا در این روزهای ژن درمانی، تخصص‌گرایی فزاینده، مراقبت‌های مدیریت شده و محدودیت عمدهٔ زمانی، تمایلی وجود دارد بر تمرکز بر بیماری و درمان و معجزهٔ حفظ جان."

تقریباً یک قرن پیش، Peabody در این باره نوشت: *"اهمیت رابطهٔ شخصی صمیمی میان پزشک و بیمار را نمی‌توان چندان تأکید نورزید زیرا در موارد خارق‌العادهٔ عظیمی هم موضوع تشخیص و هم درمان به صورت مستقیم به این رابطه بستگی دارد."* هنگامی که یک رابطهٔ اصیل و ژرف وجود دارد، شفا طبیعتاً و به سادگی می‌آید. بیماران سپس به پزشکان باور می‌ورزند که می‌گویند در آنجا خواهند بود تا هر آن چه را که لازمهٔ آن‌ها است مورد حمایت قرار دهند. این همان چیزی است که اکثر بیماران مشتاق آن هستند؛ ولی در این روزها و این دوره، این مطلب به سختی یافت می‌شود. این شرایط می‌بایست تغییر کند، ما مسلماً باید برتری تعلق انسانی را در دورانی که هوش مصنوعی نقش برجسته‌ای را در تشخیص و درمان دارد، برقرار سازیم. برای این که این موضوع به وقوع پیوندد هم‌اکنون یک نونمایی در این که ما چگونه پزشکان آینده را آموزش دهیم، می‌بایست آغاز شود.

آموزش پزشکی

از اواخر دهۀ ۱۹۲۰ که نرخ ریزش در دانشکده‌های پزشکی آمریکا به ۵۰ درصد جهش یافت، دانشکده‌های پزشکی آغاز به گرفتن آزمون ورودی کردند. هر ساله ۲۰ هزار پزشک آینده در آمریکا از حدود ۵۲ هزار داوطلب، بر اساس سنجه‌های موفقیت علمی، گزینش می‌شوند. در حقیقت، این شیوۀ گزینش ممکن است افرادی را که واقعاً توانمند بوده و بهترین افراد ارائه دهندۀ خدمات مراقبت‌های سلامت یا بهترین برقرار کنندۀ ارتباط و همچنین افرادی که مناسب‌ترین بوده و می‌توانند به عنوان نمونه، سرمشق شفاگران باشند، همچون علف‌های هرز برچیده سازد. این نشان می‌دهد که ما برای توانمندی‌های فناورانۀ امروزی و آینده، آماده نیستیم و از این طریق، شکست پزشکی آینده را برای برقراری انسانیت، رقم می‌زنیم.

این موضوع مرا به تفکر در مورد ادعای اخیر در چین می‌اندازد که برای اولین بار یک ربات توان یافته با هوش مصنوعی به نام Xiaoyi در امتحانات ملّی پروانۀ پزشکی، قبول شد. آیا ما پزشکان آینده را بر اساسی برمی‌گزینیم که یک ربات هوش مصنوعی می‌تواند مشابه این شرکت‌کنندگان عمل کند و یا حتی از آن‌ها نیز پیشی جوید؟ اگر چنین است دانش پیرامون پزشکی و افراد بیمار را می‌توان و خواهیم توانست به الگوریتم‌های ماشینی بسپاریم. پس آن چه پزشکان را از ماشین‌های

هوشمند تعریف و متمایز می‌سازد، انسان بودن است و توسعه دادن یک رابطهٔ ژرف میان پزشک و بیمار، نظاره و کاستن از رنج‌های او است. بله ما به بینش خروجی الگوریتمیک نیاز داریم و آن نیز به علم و مهارت‌های استدلال ریاضی، نیاز دارد. امّا داشتن هوش هیجانی[1] می‌بایست در گزینش پزشکان آینده به کار برده شوند و نه کیفیاتی که به شکل پیش‌رونده‌ای، کاربردپذیری آن‌ها رو به تحلیل هستند. به زبان دیگر، عمدهٔ دانشکده‌های پزشکی به شیوه‌ای آموزش نمی‌دهند که گوش فرا دادن به بیماران و مهارت‌های مشاهده‌ای همراه با پرورش همدلی را ارتقاء دهند. از این رو ما نیاز داریم که ذهن‌های دانشجویان پزشکی را بازمداربندی کنیم؛ به گونه‌ای که آن‌ها انسان‌گرا[2] شوند تا آن که جهت‌یابی به سوی بیماری[3] در آن‌ها پرورش بیابد. آموزش پزشکی امروز به چنان مسیری افتاده است که بازنگری و مرور بیماری فرد، وضعیت و نتایج آزمایشات پزشکی مربوطهٔ او بدون رفتن بر سر بالین، انجام می‌شود. حتی تشخیص بیماری چنان از پیکرهٔ بیمار جدا شده است که فقط با نگاه کردن به اسکن یا نتایج آزمایشات پزشکی، به جای گذاشتن دستان بر روی فرد بیمار، صورت می‌پذیرد. انجام چنین کارهای روزمره‌ای، سریع‌تر و ساده‌تر است تا دانستن وجود یک

[1] Emotional intelligence

[2] Human-oriented

[3] Disease-oriented

انسان. رانا آودیش[1]، پزشکی از دیترویت، این را به خوبی با دو گروه از دانشجویان پزشکی نشان داد؛ یک گروه با عنوان گروه «پاتولوژی» و گروه دیگر با عنوان «انسانی». گروه پاتولوژی، آموزش خارق العاده‌ای در شناخت بیماری‌ها با شناختن ضایعات پوستی، گوش فرا دادن به سوفل‌ها یا دانستن آبشار انعقادی، به دست آورد. گروه انسانی همهٔ این آموزش‌ها را دریافت کرد ولی آموزش دید که زمینهٔ انسانیت را دنبال نماید و اجازهٔ بدهد که بیماران صحبت کنند و از آن چه زندگی‌شان شبیه است بگویند و این که برای آن‌ها چه چیز مهم است و چه چیزی آن‌ها را نگران می‌سازد. در این آزمون، یک بیمار داده شد که گریه می‌کرد؛ «گروه پاتولوژی» توانست بیماری را تشخیص بدهد ولی نتوانست پاسخ لازم را دهد امّا گروه «انسانی» که برای هیجان تربیت یافته بود (حتی پیش از این که اشک‌ها آغاز به ریختن کنند)، «گام سفت طناب‌های صوتی کشیده شده با شجاعت دروغین» را می‌شنوید و دلداری می‌داد.

اخیراً دیوید بروکس[2]، ستون‌نویس نیویورک تایمز، در کتاب خود تحت عنوان «مسیری به شخصیت»، دو شخصیت را ترسیم می‌کند: *"شخصت اول[3] (آدام ۱) یک جهت‌گیری به بیرون دارد و جاه‌طلب است و با سوگیری به هدف، می‌خواهد دنیا را فتح کند. بر عکس، شخصیت*

[1] Rana Awdish

[2] David Brooks

[3] Adam 1

دوم (آدام ۲)، یک شخصیت درون گرا با سطح بالای اخلاقی و تمایل به فدا کردن خودش برای خدمت به دیگران را دارا است. در بسیاری از دانشکده‌های پزشکی برجسته در سراسر کشور، یک مسابقه برای گزینش شخصیت اول (آدام ۱)، به عنوان دستیابی به موفقیت آکادمیک، وجود دارد. امّا باید شخصیت دوم (آدام ۲) را پرورش دهیم که اغلب در گسترهٔ آموزش پزشکی مورد غفلت قرار گرفته است."

عناصر بحرانی بسیار دیگری وجود دارند که نیاز است بخشی از برنامهٔ آموزشی دانشکده‌های پزشکی باشند. پزشکان آینده نیاز دارند بسیار در سطح بالاتر از دانش داده‌ها شامل بیوانفورماتیک، محاسبه‌گری زیستی[1] تفکر احتمالاتی[2] و شبکه‌های عصبی یادگیری ژرف، آگاهی داشته باشند. بخش عمده‌ای از تلاش‌های آن‌ها در مراقبت از بیماران، با الگوریتم‌ها، مورد حمایت قرار می‌گیرند و آن‌ها نیاز دارند که همهٔ کم و کاست‌های آن‌ها را بدانند تا تورش‌ها، خطاها و خروجی‌های غلط و انفکاک از عقل سلیم را بشناسند. به همین منوال، از اهمیت گذاشتن بر ارزش‌ها و علائق بیمار در ابتدای هر همکاری انسان - ماشین، نمی‌توان به حدّ کافی پافشاری نورزید.

بعضی از فناوری‌ها فقط وابسته به هوش مصنوعی نیستند. امّا این که چگونه پزشکی را می‌توان آموزش داد هنوز نیاز به تفکر مجدد دارد. برای

[1] Biocomputing

[2] Probabilistic thinking

مثال، ما نیاز داریم که معاینهٔ فیزیکی مدرن شود مانند ادغام ابزارهای جدید مشابه به سونوگرافی تلفن هوشمند در معاینهٔ فیزیکی بیماران. پزشکی از راه دور مجازی در بسیاری از شرایط رایج، جایگزین ویزیت‌های فیزیکی خواهد شد و این به آموزش «منش وب‌سایتی»، نیاز دارد که مهارت‌های متفاوتی را گوشزد می‌نماید. هنوز ارتباط چهره به چهره وجود دارد ولی همان‌گونه که پریدن از یک معاینهٔ فیزیکی در جریان طبابت، مداخله ایجاد می‌کند، با عدم توانایی برقرار کردن پیوند واقعی، گذاشتن دستان و معاینهٔ فرد (حتی زمانی که حسگرها و ابزارهای بهتری داده‌ها را به راه‌های دور انتقال می‌دهند)، کار طبابت مختل می‌شود. دانشکده‌های پزشکی برای چنین تغییرات غیرقابل اجتناب و چالش‌ها، آماده نشده‌اند. بدبختانه از آن جا که اغلب برنامهٔ آموزشی با اعضای هیئت علمی باستانی دانشکده پزشکی کنترل می‌شود، آن‌ها در مسیر کمک ماشینی نوینی که در راه است، مقاومت می‌ورزند. راه به سوی همدلی ژرف مجبور است از طریق بازنمایی آموزش پزشکی، گذر کند. ما فریاد نسل جدید را می‌بینیم، نمونه‌ای که حیدر جواد ورایش، شاگرد Duke Medicine عرضه داشت و نوشت: *"پزشکان جوان، آماده ارائه مراقبت‌های سلامت به صورت نوآورانه و با مرکزیت بیمار هستند ولی آیا پزشکان ارشدی که با آن‌ها کار می‌کنند و بیمارانی که مورد مراقبت قرار می‌گیرند نیز آماده هستند؟"*

پزشکی ژرف

پزشکی ماشینی، لزوماً نباید آیندهٔ ما باشد. ما می‌توانیم یک راه‌حل فناورانه را برای گسست ژرفی که هم‌اکنون در مراقبت‌های سلامت وجود دارد، برگزینیم: یک پزشک بیشتر انسانی و توانمند با حمایت ماشینی، می‌تواند مسیر رو به جلو باشد. «فنوتیپ‌سازی ژرف» که هدف آن شناخت بیشتر پیرامون لایه‌های فرد بیمار از داده‌های پزشکی است که قبلاً این داده‌ها غیرقابل حصول و تصور بوده‌اند؛ همراه با «یادگیری ژرف» و «همدلی ژرف» که یک سه‌گانه را می‌سازند، می‌توانند یک داروی اصلی برای بحران اقتصادی در مراقبت‌های سلامت باشند که این کار را با ارتقاء در پیشگیری و درمان و جانشین کردن دهه‌ها کاربرد بی‌قاعده و هدر رفت منابع پزشکی، انجام می‌دهند؛ ولی از نظر من، این‌ها همگی دستاوردهای ثانویهٔ پزشکی ژرف هستند. احتمالاً این آخرین شانس‌مان است و آن آوردن دوبارهٔ پزشکی حقیقی است یعنی «همدلی»، «اعتماد»، «مراقبت کردن» و «انسان بودن».

دکتر اریک توپال، متخصص قلب و عروق، ژنتیک و پژوهشگر پزشکی دیجیتالی است. او بنیان‌گذار و رئیس انستیتو تحقیقاتی پزشکی Medscape و theheart.org است. اریک توپال صاحب بی‌شماری نوشتارهای پزشکی است. اما سه کتاب او در جوامع غربی با اقبال چشمگیری روبه‌رو شده‌اند. نخستین کتاب او «نابودی خلاقانهٔ پزشکی» است که بر حسگرها و توالی‌یابی به عنوان مسیری جهت دیجیتالی کردن پزشکی تمرکز دارد. کتاب دوم او تحت عنوان «بیمار شما را هم‌اکنون خواهد دید» به این می‌پردازد که چگونه طبابت با توانمند شدن بیماران با داده‌های سلامت خودشان، دچار تحول می‌شود. کتاب سوم با عنوان «پزشکی ژرف» که در سال ۲۰۱۹ چاپ شد، به این می‌پردازد که چگونه هوش مصنوعی می‌تواند دوباره مراقبت‌های سلامت را انسانی کند. او در سال ۲۰۱۶ موفق شد پژوهانهٔ ۲۰۷ میلیون دلاری را از بنیاد ملی سلامت آمریکا (NIH) جهت هدایت پروژهٔ آینده‌نگرانهٔ «پزشکی فرادقیق» بر روی یک میلیون آمریکایی دریافت نماید.

ISBN:978-600-5032-99-4
دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی بوشهر

بنیاد رشد و اندیشهٔ سازندگی استان بوشهر

بنیاد ملی نخبگان بنیاد نخبگان استان بوشهر

دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی بوشهر
مرکز تحقیقات زیست فناوری دریایی خلیج فارس

جمهوری اسلامی ایران
وزارت بهداشت، درمان و آموزش پزشکی
معاونت آموزشی
کلان منطقهٔ پنج

پارک علم و فناوری
خلیج فارس

IRAMOT
انجمن
مدیریت فناوری و نوآوری
ایران - شعبه بوشهر