۱- دکتر امیرحسین بحرالعلومیان؛
دکتری تخصصی مهندسی پزشکی
۲- مهندس منیره توکلی (کارشناس ارشد مهندسی پزشکی)

کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص های آزمایشگاهی – بخش سوم

یادگیری عمیق (DL) یکی دیگر از کلاس‌های یادگیری ماشین است که به طور مفهومی مشابه با مغز انسان عمل می‌کند، زیرا مکانیزم‌های داخلی نورون‌های مغز را برای انتقال و پردازش داده‌ها، ایجاد الگوها و تصمیم‌گیری تقلید می‌کند. این الگوریتم‌ها تعاملات سطح بالا را بین لایه‌های پنهان ویژگی‌ها، از ورودی استخراج کرده و تعاملات پیچیده را یاد می‌گیرند تا مدل‌های دقیقی از داده‌های خام توسعه دهند.
در تشخیص پزشکی، این روش در تحلیل تصاویر، به ویژه در تشخیص شکستگی توسط اشعه ایکس، تحلیل چگالی سینه در ماموگرافی و یا بازسازی تصاویر قلبی و ریوی، کاربرد دارد که همگی تأییدیه ۵۱۰(k) از FDA را دارند.

یادگیری عمیق به حداقل مداخله انسانی نیاز دارد (به جز برچسب‌گذاری نمونه‌ها) اما به حجم زیادی از مجموعه داده‌های مرتب شده نیاز دارد. علاوه بر این، قدرت محاسباتی نیز برای انجام این وظایف اهمیت دارد. برخی از محققان تخمین زده‌اند که چرخه عمر آموزش چند مدل بزرگ هوش مصنوعی می‌تواند تقریبا پنج برابر یک خودروی متوسط آمریکایی دی‌اکسید کربن تولید کند. این چالش‌ها منجر به مطالعه و توسعه یک رویکرد یادگیری جدید مبتنی بر فناوری مدل‌سازی پراکنده شده است. این رویکرد جدید نسبت به یادگیری عمیق تفاوت های کلیدی دارد، که شامل توانایی ارائه نتایج با دقت مشابه یا حتی بهتر، کار با مجموعه‌های داده کوچک و استخراج ویژگی با انرژی بسیار کمتر (۱٪ انرژی مورد نیاز برای یادگیری عمیق) است. همچنین، این فناوری یک "جعبه سفید" قابل توضیح فراهم می‌کند که کاربر می‌تواند آن را درک کند. اگرچه این فناوری مسیرهای جدیدی در هوش مصنوعی پزشکی باز می‌کند، اما هنوز در مرحله اثبات مفهوم و قابلیت‌سنجی برای کاربردهایی نظیر تشخیص سکته مغزی، طبقه‌بندی سرطان کبد با سیستم پشتیبانی تشخیصی، یا شناسایی ناهنجاری‌ها در سیگنال‌های ECG قرار دارند. بنابراین، هنوز از تأیید برای استقرار بالینی فاصله دارد.

یادگیری فدرال (FL) یک پارادایم یادگیری جدید است که هدف آن اصلاح محدودیت‌های موجود در توسعه مدل‌های پیشرفته فعلی است تا حاکمیت داده‌ها، حریم خصوصی، به‌روزرسانی و اشتراک‌گذاری قابل تامین شود. در این رویکرد، مدل به داده‌ها منتقل می‌شود به جای اینکه داده‌ها برای مدل‌سازی وارد شوند. این روش امکان آموزش مدل‌های هوش مصنوعی مشترک از چندین منبع داده مستقل (با حاکمیت داده‌های مالکیتی، حریم خصوصی و سیاست‌های دسترسی) را فراهم می‌کند تا مدل‌های unbiased، قابل تعمیم و مناسب برای کاربردهای مختلف توسعه یابند.

این جریان کار شامل توزیع مدل جهانی بر روی "کلاینت" های مستقل است که مدل را در داده‌های خود آموزش داده و مدل محلی تنظیم شده را به سرور جهانی ارسال می‌کنند تا مدل‌های آموزش دیده را ادغام کند؛ این چرخه تا زمانی که مدل جهانی همگرا شود، تکرار می‌شود.

Dayan و همکارانش، ورودی‌های علائم حیاتی، داده‌های آزمایشگاهی و رادیوگرافی قفسه سینه را از ۲۰ موسسه دریافت کردند و یک رویکرد یادگیری فدرال را برای پیش‌آگاهی COVID-19 در مورد تأمین اکسیژن بیماران علامت‌دار پیاده سازی کردند. مدل فدرال باعث افزایش متوسط ۱۶٪ و ۳۸٪ در AUC و تعمیم‌پذیری در تمام سایت‌های شرکت‌کننده (که به صورت محلی آموزش دیده بودند) شد.

به طور خلاصه، در یادگیری فدرال، مدل هوش مصنوعی به جای انتقال داده‌ها به یک مکان مرکزی، به سمت منابع

داده‌ای که در مکان‌های مختلف قرار دارند، حرکت می‌کند. این رویکرد به حفظ حریم خصوصی و امنیت داده‌ها کمک می‌کند و همچنین می‌تواند دقت و تعمیم‌پذیری مدل را بهبود بخشد.

در مطالعه موردی COVID-19، مدل فدرال توانست پیش‌بینی‌های دقیق‌تری را در مورد نیاز به اکسیژن ارائه دهد و داده‌های حساس بیماران در موسسات مختلف باقی ماندند.

در حالی که یادگیری همچنان موضوعی برای مطالعه است و رویکردهای جدیدی درحال توسعه است، پایپ لاین مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی هنوز در حال استانداردسازی است.

با افزایش تعداد گزارش‌ها در این زمینه، نیاز به ایجاد دستورالعمل احساس می شود که هم کیفیت مدل‌های پیش‌بینی را ارزیابی کنند و هم برای گزارش‌دهی شفاف و یکپارچه در این زمینه شاخصه هایی را ارائه دهند.

از آنجاکه این مرور بر روی کاربرد هوش مصنوعی در پارامترهای خونی برای استخراج بالینی معتبر تمرکز دارد، در ادامه قبل از اینکه به بررسی عمیق‌تری از چگونگی به کارگیری هوش مصنوعی برای استخراج بالینی معتبر از آن‌ها بپردازیم، یک مرور کلی راجع به رایج‌ترین آزمایش‌های خون روتین ارائه می‌دهیم.

خون و آزمایش های روتین

خون تنها بافت مایع موجود در بدن انسان است. به طور معمول، یک بزرگسال متوسط حدود ۵ تا ۶ لیتر خون دارد. عناصر سلولی، تقریبا ۴۵ درصد از خون را تشکیل می‌دهد و ۵۵ درصد باقی‌مانده، بخش مایع است که به آن پلاسما یا سرم گفته می‌شود. بسیاری از بیماری‌ها باعث تغییر در ترکیب خون می‌شود؛ بنابراین، تحلیل خون در تشخیص بالینی اهمیت زیادی دارد. آزمایش‌های خون روتین (RBT) معمولاً شامل تحلیل هماتولوژی و بیوشیمی است تا تغییرات در بخش‌های سلولی و مولکولی خون را بررسی کنند. بسته به نوع تحلیل خون، جریان‌های کاری آزمایشگاهی به حداقل دو لوله جمع‌آوری خون مستقل نیاز دارند تا مطالعه جداگانه هماتولوژی و بیوشیمی انجام شود، که اغلب بیمار را مجبور می‌کند ۴ تا ۱۰ میلی‌لیتر خون وریدی ارائه دهد.

در هماتولوژی، شمارش سلول‌های خونی (CBC) رایج‌ترین آزمایش است. این آزمایش شامل تحلیل سه نوع مهم سلول، یعنی اریتروسیت‌ها (سلول‌های قرمز خون، RBC)، لکوسیت‌ها (سلول‌های سفید خون، WBC) و ترومبوسیت‌ها (پلاکت‌ها) است و همچنین اطلاعات تفکیکی درباره زیرگروه‌های WBC (لنفوسیت‌ها، نوتروفیل‌ها، مونوسیت‌ها، ائوزینوفیل‌ها و بازوفیل‌ها) را در بر می‌گیرد. هماتولوژی همچنین به غلظت هموگلوبین (Hb)، درصد هماتوکریت (HTC)، حجم متوسط گلبول‌های قرمز (MCV)، غلظت هموگلوبین متوسط در هر گلبول (MCHC) و عرض توزیع گلبول‌های قرمز (RDW) اشاره می‌کند.

پانل‌های بیوشیمی سایر مواد شیمیایی مانند الکترولیت‌ها، هورمون‌ها و پروتئین‌ها را بررسی می‌کنند. بخشی از خون که پس از حذف تمام سلول‌های خونی باقی می‌ماند عمدتا از آب (۹۰٪) و پروتئین‌ها (۹٪) تشکیل شده است که فشار اسمزی پلاسما را تنظیم کرده و در حمل اسیدهای چرب، هورمون‌های تیروییدی و استرواییدی و سایر مواد شیمیایی (۱٪) مانند گازها، مواد مغذی و ویتامین‌ها نقش دارند. سرم به پلاسما بدون عوامل لخته‌شدن، یعنی فیبرینوژن، اشاره دارد و معمولاً برای انجام آزمایش‌های شیمیایی استفاده می‌شود. یک پانل عمومی از پارامترهای خونی سلامت معمولاً شامل CBC با تفکیک، پانل‌های جامع متابولیک و لیپیدی، اسید اوریک، GGT و TSH است.

در شماره های آتی به بررسی کاربردهای هوش مصنوعی در تشخیص های آزمایشگاهی خواهیم پرداخت.