

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

کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص های آزمایشگاهی - بخش پنجم

نئوپلاسم ها (ICD-10 class II)

در این مطالعه برای تشخیص نئوپلازی شامل سرطان روده بزرگ، لوسمی (لوسمی لنفوبلاستیک حاد در کودکان، تمایز لوسمی ها و پیش آگاهی لنفوسیتی) و در کل تشخیص وجود سرطان از هوش مصنوعی (AI) و پارامترهای خونی استفاده شده است. پارامترهای خونی مرتبط با سرطان شامل اریتروسیت ها، هموگلوبین، هماتوکریت، عرض توزیع گلبول های قرمز (RDW)، لکوسیت ها، پلاکت ها، آسپارات آمینوترانسفراز (AST)، کلسیم و LDL-کلسترول بودند.

سرطان روده بزرگ

مطالعات مربوط به سرطان روده بزرگ بسیار سازگار بودند، زیرا بر اساس یک مجموعه نمونه با ابعاد بالا (بیش از ۱۰ هزار بیمار) ساخته شده بودند و از الگوریتم طبقه بندی درخت تصمیم نظارت شده استفاده کردند که نتایج اعتبارسنجی داخلی مشابهی (AUC=0.82 و AUC=0.81) داشتند و با عملکرد برابر یا بالاتر در اعتبارسنجی خارجی (AUC=0.81، AUC=0.87 و AUC=0.85) تأیید شدند.

این سازگاری اهمیت یافته های آن ها را مشخص می کند و به ویژه که نتایج مختلفی ارائه داده است:

Kinar و همکاران پایداری حساسیت را بین ۴۸۰ و ۲۴۰ روز قبل از تشخیص (AUC=0.76) با افزایش بعدی در ۲۴۰ روز آخر (AUC>0.80) نشان دادند، همچنین Hornbrook و همکاران زیرمنطقه های سرطان روده بزرگ را شناسایی کردند که بهتر تشخیص داده شدند، به ویژه، سکوم و کولون صعودی.

لوسمی

در مورد لوسمی، محمود و همکاران، لوسمی لنفوبلاستیک حاد (ALL) را در کودکان ارزیابی کردند. این بررسی در یک گروه کوچک (n=94) که در آن پنجاه بیمار مبتلا به این بیماری بودند، انجام شد (Mahmood et al., 2020). در این مطالعه در چهار طبقه بندی با هم مقایسه شدند و در آن درختان طبقه بندی و رگرسیون (CART=classification and regression trees) عملکرد بهتری (دقت = ۰٫۸۷) داشتند و درخت تصمیم شامل سطوح پایین پلاکت (۴۳٪) و هموگلوبین (۲۴٪) و سطوح بالای لکوسیت ها (۴٪) بود. این بیماری همچنین توسط حیدر و همکاران در مجموعه ای از شرایط پاتولوژیک دیگر تمیز داده شد: لوسمی میلوئیدی حاد (AML، n=354)، لوسمی پرومیلوسیتیک حاد (APML، n=96)، لوسمی میلوئیدی مزمن (CML، n=213) و لوسمی لنفوسیتی مزمن (Haider et al., 2022). رویکرد این پژوهشگران بر پایه تحلیل شمارش روتین سلول های خونی بود و براساس آن یک شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه بندی شش سطح بیماری توسعه دادند: AML (AUC=0.905)، APML (AUC=0.805)، CLL (AUC=0.870)، CML (AUC=0.937) و ALL (AUC=0.829). مجموعه های اعتبارسنجی داخلی دقت کلی را از ۸۳٫۱٪ به ۸۴٫۷٪ افزایش دادند که نشان می داد بیش برآزش در مدل صورت نگرفته است.

میسلیز و همکاران در طی دو سال بر روی یک مجموعه شامل داده های ۱۰۹ بیمار را مطالعه کردند و پیش آگاهی مورد نیاز برای درمان بیماران مبتلا به لوسمی لنفوسیتی را



بیلماز و همکاران شامل مطالعه چندین استراتژی ANN بود تا مشخص شود کدام یک بهترین دقت را فارغ از انتخاب ویژگی در مجموعه داده‌ها دارد. دقت به دست آمده بین استراتژی‌های مطالعه شده بسیار مشابه بود (دقت‌ها ≤ 0.98) و در مقایسه با مطالعات قبلی (آزارخیش و همکاران، ۲۰۱۲) افزایش جزئی در حساسیت از ۰.۹۶۸ به ۰.۹۷۶ را نشان داد که فرصت عالی برای انجام اعتبارسنجی خارجی مدل با هدف استقرار بالینی معتبر را فراهم می‌کند.

در تالاسمی مینور، مگن و همکاران یک گروه ۱۸۵ نفری از بیماران تایید شده TMی آلفا و بتا را با یک گروه کنترل شامل کم‌خونی ناشی از کمبود آهن (IDA)، میلودیسپلاستیک (MDS) و افراد سالم مطالعه کردند (بارنهارت-مگن و همکاران، ۲۰۱۳). با وجود اینکه داده‌های شش متابولیت CBC مدل ANN را تغذیه کردند، تنها مقادیر RBC، RDW و MCV به معیارهای بالاتری دست یافتند. با این حال، specificity ۱.۰۰ (TM) در برابر افراد سالم و MDS) به ۰.۹۰ (TM) در برابر افراد سالم، MDS و IDA) کاهش یافت. چیل و همکاران با تمایز β -تالاسمی و IDA در گروه‌های جنسیتی با الگوریتم‌های مختلف (یادگیرنده‌های ضعیف و شبکه‌های عصبی) بهبودهایی گزارش کردند (چیل و همکاران، ۲۰۲۰). یافته‌های اصلی شامل یک الگوریتم RELM مشترک برای جنسیت (ویژگی=۰.۹۶۶)، یک ELM و RELM برای زنان (ویژگی=۰.۹۵۲) و یک مدل SVM برای مردان (ویژگی=۰.۹۳۸) بود. امتیاز این پژوهش‌ها از مطالعات قبلی بالاتر بود، اما چون اندازه نمونه کوچک بود اعتبار یافته‌ها را محدود می‌کند.

در شماره‌های بعدی به بررسی کاربردهای بیشتری از هوش مصنوعی در تشخیص‌های آزمایشگاهی خواهیم پرداخت.

ارزیابی کردند (Meiseles et al., 2022). یک مدل پیش‌بینی تقویت‌گرایان (GBM، AUC=0.768) حاصل شد و با یک مدل خطی عمومی (GLM، AUC=0.753) مقایسه شد، که هر دو عملکرد بالاتری نسبت به سیستم نمره‌دهی فعلی برای ارزیابی پیش‌آگهی بیماران مبتلا به CLL-IPI (AUC=0.52) داشتند. CLL-IPI با اینکه پیشرفت کلی بیماری را پیش‌بینی می‌کند، اما نیاز به درمان را ارزیابی نمی‌کند و حتی یک درخت تصمیم ساده مبتنی بر ویژگی‌های ارزان قیمت نظیر سنجنش هموگلوبین، زمان تشخیص، نسبت نوتروفیل به لنفوسیت (NLR) و RDW، عملکرد بالاتری (AUC=0.74) داشت.

سورنسن و همکاران، از طریق مدل‌سازی (آموزش و اعتبارسنجی داخلی) بر روی گروه اول (n=6,266 از ۲۰۱۱ تا ۲۰۱۸) و ارزیابی بر روی گروه دوم (n=3,080 از ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۰) مطالعه روی سرطان (غیر مشخص) را انجام دادند. نتیجه اصلی "سرطان در ۹۰ روز" بود و روش پیشنهادی شامل مقایسه شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و رگرسیون لجستیک (LR) بود. نتایج کمی متفاوت بود زیرا ANN در گروه مدل‌سازی عملکرد بهتری داشت (AUC=0.91) اما در گروه ارزیابی عملکرد آن کاهش یافت (AUC=0.79)؛ در مقابل، LR ثبات بیشتری در هر دو گروه نشان داد (AUC=0.80)، n1 و n2، (AUC=0.79). کاهش غلظت آلبومین به همراه افزایش وابسته سطح پلاکت‌ها با افزایش خطر سرطان مرتبط بود، حتی برای بیمارانی که رابطه متابولیتی آنها در محدوده "نرمال" بود.

بیماری‌های خون یا اندام‌های خون ساز (ICD-10 class III)

روش‌های تشخیص بیماری‌های خونی عمدتاً ترکیبی از پارامترهای استاندارد CBC (شمارش کامل خون) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) است. نتایج شامل: تشخیص کم‌خونی ناشی از کمبود آهن در زنان، تالاسمی مینور (TM) در بزرگسالان و تمایز بین کم‌خونی ناشی از کمبود آهن و β -تالاسمی در سه گروه (مردان، زنان و هر دو) بود. رویکرد