

چکیده

دقت روش‌های تصویربرداری و تعداد ابزارهای ارزیابی خطر و تشخیص به‌طور مداوم در حال افزایش است و این روند امکان پیاده‌سازی راهبردهای جدید در حوزه مدیریت درمان فردمحور را فراهم می‌کند. پزشکی شخصی‌سازی‌شده این پتانسیل را دارد که با انتخاب درمان متناسب با ویژگی‌های فردی و بیولوژیک هر بیمار، موجب بهبود پیامدهای بالینی شود. افزون بر اثربخشی بیشتر، چنین رویکردهایی می‌تواند هزینه‌های درمان را نیز کاهش دهد.

یکی از مؤثرترین ابزارهای پشتیبان در طراحی راهبردهای درمان فردی، هوش مصنوعی است. طی سال‌های اخیر، پیشرفت روش‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق موجب شده است که شبکه‌های عصبی قادر به تحلیل خودکار تصاویر، داده‌های ساختاریافته و ویدئوها باشند و مدل‌های پیش‌بینی مؤثر ایجاد کنند.

کاربردهای هوش مصنوعی در پزشکی مدرن به‌طور مداوم در حال گسترش است و کارآمدی آن در آنژیوگرافی توموگرافی کامپیوتری کرونری (CCTA)، تصویربرداری انسجام نوری (OCT) و سایر روش‌های مرتبط بارها اثبات شده است. افزون بر این، مدل‌های AI می‌توانند در بهینه‌سازی درمان بیماران مبتلا به بیماری عروق کرونر، به‌ویژه بیمارانی که در معرض خطر بالا هستند، نقش مؤثری داشته باشند.

ترکیب سامانه‌های مبتنی بر AI با طراحی مسیرهای درمان فردمحور می‌تواند کیفیت مراقبت‌های بهداشتی را به‌طور قابل توجهی ارتقا دهد. با این حال، محدودیت‌هایی مانند نبود دستورالعمل‌های استاندارد شده و فقدان کارآزمایی‌های بالینی تصادفی‌سازی‌شده برای ارزیابی دقیق عملکرد این سامانه‌ها، از مهم‌ترین موانع به‌کارگیری عملی آن‌ها هستند.

هدف این مقاله مرور انتقادی ابزارهای هوش مصنوعی موجود و در حال توسعه است که می‌توانند برای هدایت تصمیم‌گیری بالینی فردمحور در بیماران مبتلا به بیماری عروق کرونر مورد استفاده قرار گیرند.

مقدمه

ارتباط میان پزشکی و هوش مصنوعی نخستین بار در دهه ۱۹۵۰ مطرح شد؛ زمانی که الگوریتم‌های اولیه قادر شدند الگوهای معناداری را در مجموعه‌های داده‌ای شناسایی کنند؛ الگوهایی که تحلیل آن‌ها فراتر از توان یک تیم انسانی بود. این پیشرفت نقطه آغاز توسعه ابزارهای محاسباتی بود که قادر به ارائه نتایج تشخیصی با دقت بالا و در زمان کوتاه بودند.

در سال‌های اخیر، شاهد افزایش چشمگیر پژوهش‌ها در زمینه کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص، پیش‌بینی پیامدها، بهبود کیفیت تصاویر پزشکی، ارزیابی خطر و هدایت درمان بوده‌ایم. فناوری‌هایی مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنی، مدل‌های پردازش زبان طبیعی و سامانه‌های طبقه‌بندی چندلایه، امکان تحلیل مؤثر داده‌های حجیم پزشکی را فراهم کرده‌اند.

پزشکی شخصی‌سازی‌شده، مفهومی که نخستین بار در سال ۱۹۹۹ مطرح شد، بر انتخاب درمان بهینه بر اساس ویژگی‌های منحصربه‌فرد هر بیمار تأکید دارد. با وجود رشد قابل توجه پژوهش‌ها در این حوزه، ورود گسترده این رویکرد به عمل بالینی هنوز محدود است؛ عمدتاً به دلیل هزینه‌های بالا، کمبود زیرساخت، و نبود استانداردهای مشخص برای پیاده‌سازی.

بیماری عروق کرونر یکی از حوزه‌هایی است که می‌تواند از پزشکی شخصی‌سازی‌شده بیشترین بهره را ببرد؛ زیرا این بیماری نه تنها شیوع بالایی دارد، بلکه ناهمگونی قابل توجهی نیز در میان بیماران مشاهده می‌شود و هم در شرایط حاد و هم در مدیریت مزمن، نیازمند تصمیم‌گیری دقیق است.

افزایش کارآمدی درمان شخصی سازی شده می تواند از طریق ادغام روش های مبتنی بر هوش مصنوعی حاصل شود. سامانه های خودکار می توانند پزشک را در ارزیابی خطر، تحلیل داده های تصویربرداری، انتخاب درمان دارویی یا تهاجمی، و پیش بینی پیامدهای بالینی پشتیبانی کنند.

در این مقاله، مهم ترین الگوریتم های هوش مصنوعی که به ارزیابی بیماری عروق کرونر کمک می کنند، معرفی شده و نقش آن ها در ایجاد یک رویکرد واقعی درمان فردمحور مورد بررسی قرار می گیرد.

روش شناسی هوش مصنوعی و کاربرد آن در علوم پزشکی

هوش مصنوعی عنوانی کلی است که به طیف وسیعی از سامانه های رایانه ای اطلاق می شود که برای انجام وظایفی طراحی شده اند که معمولاً نیازمند هوش انسانی هستند. طی سال های اخیر، به واسطه پیشرفت سخت افزار، الگوریتم های یادگیری ماشین و ساختارهای شبکه ای پیچیده، امکان به کارگیری AI در پزشکی به طور چشمگیری افزایش یافته است.

در یک طبقه بندی کلی، AI در علوم پزشکی عمدتاً بر دو رویکرد استوار است: **یادگیری نظارت شده و یادگیری بدون نظارت.**

در **یادگیری نظارت شده**، مدل با مجموعه ای از داده ها آموزش داده می شود که هر ورودی با یک برچسب خروجی مشخص همراه است. هدف مدل یادگیری رابطه ای است که بتواند بر اساس ورودی های جدید، خروجی صحیح را پیش بینی کند. این رویکرد در حوزه هایی مانند تشخیص بیماری، طبقه بندی تصاویر و پیش بینی پیامدهای بالینی کاربرد گسترده دارد.

در مقابل، **یادگیری بدون نظارت** شامل استفاده از مجموعه ای از داده ها بدون برچسب خروجی است. در این حالت، هدف مدل کشف ساختارها، الگوها،

خوشه‌بندی‌ها یا روابط پنهانی است که در داده‌ها وجود دارد اما به‌طور صریح مشخص نشده است. این روش در بررسی همبستگی داده‌ها یا کشف زیرگروه‌های پنهان بیماران کاربرد دارد.

علاوه بر این دو رویکرد اصلی، روش‌های دیگری مانند یادگیری نیمه‌نظارت‌شده، یادگیری تقویتی، و شبکه‌های عصبی عمیق (Deep Learning)

(Learning) بخش مهمی از سامانه‌های پیشرفته هوش مصنوعی را تشکیل می‌دهند. یادگیری عمیق به‌طور ویژه در تحلیل داده‌های پیچیده پزشکی مانند تصاویر CT ، MRI و داده‌های ویدئویی پزشکی موفقیت چشمگیری داشته است. شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) که برای تحلیل داده‌های تصویری طراحی شده‌اند، اکنون به استاندارد برای پردازش تصاویر رادیولوژی، قلب و عروق و سایر حوزه‌های تصویربرداری پزشکی تبدیل شده‌اند. این شبکه‌ها قادرند ویژگی‌های لایه‌به‌لایه و پیچیده‌ای را که توسط تحلیل انسانی قابل مشاهده نیستند استخراج کنند.

در ارزیابی بیماری عروق کرونر، CNN و سایر معماری‌های یادگیری عمیق می‌توانند در مراحل مختلفی نقش داشته باشند؛ از جمله شناسایی ساختارهای آناتومیک، تحلیل پلاک، ارزیابی شدت تنگی، و حتی پیش‌بینی پیامدهای آینده بیمار بر اساس الگوهای موجود در تصاویر.

علاوه بر CNN ها، مدل‌های مبتنی بر داده‌های بالینی عددی مانند درخت‌های تصمیم‌گیری، جنگل‌های تصادفی، مدل‌های گرادین بوستینگ و شبکه‌های عصبی چندلایه نیز در پیش‌بینی خطر بیماری‌های قلبی و انتخاب درمان مؤثر هستند.

کارایی واقعی این مدل‌ها به کیفیت داده‌های ورودی و اندازه مجموعه آموزشی وابسته است. در پزشکی، داده‌ها اغلب ناهمگون، دارای نویز، و محدود از نظر حجم هستند، که این موضوع چالش‌هایی در آموزش مدل‌های AI ایجاد می‌کند. با این حال، روش‌های نوینی مانند یادگیری انتقالی، افزایش داده (Data

(Augmentation) و یادگیری نیمه نظارت شده، امکان توسعه مدل های دقیق تر را فراهم کرده اند.

در مجموع، روش شناسی هوش مصنوعی طیفی گسترده از ابزارها و تکنیک ها را در بر می گیرد که می توانند به طور مؤثری در ارزیابی دقیق تر و مدیریت شخصی سازی شده بیماری عروق کرونر مورد استفاده قرار گیرند.

کاربردهای هوش مصنوعی در تصویربرداری برای ارزیابی بیماری عروق کرونر

پیشرفت های اخیر در تصویربرداری قلب و عروق، به ویژه در حوزه آنژیوگرافی توموگرافی کامپیوتری کرونر (CCTA)، منجر به افزایش چشمگیر نقش هوش مصنوعی در ارزیابی بیماری عروق کرونر شده است. مجموعه ای از الگوریتم های یادگیری عمیق و یادگیری ماشین اکنون قادرند حجم های پیچیده تصویری را تحلیل کنند و ویژگی هایی را استخراج کنند که پیش تر تنها توسط متخصصان با تجربه قابل تشخیص بود.

در حوزه ارزیابی CAD، CCTA یکی از دقیق ترین و در دسترس ترین روش های غیرتهاجمی است. این روش امکان مشاهده مستقیم شریان های کرونر، لومن، دیواره رگ و پلاک های آترواسکلروتیک را فراهم می کند. با وجود این، تحلیل CCTA زمان بر است و به مهارت تخصصی بالا نیاز دارد. در این زمینه، استفاده از هوش مصنوعی برای استانداردسازی و تسریع تحلیل تصاویر مزایای قابل توجهی دارد.

در ادامه، مهم ترین کاربردهای AI در تحلیل CCTA تشریح می شود.

کیفیت تصاویر CCTA ممکن است تحت تأثیر عوامل مختلفی از جمله حرکت قلب، نویز، کیفیت پایین سیگنال و تنظیمات ناکافی دستگاه CT قرار گیرد.

هوش مصنوعی به‌ویژه از طریق الگوریتم‌های بازسازی مبتنی بر یادگیری عمیق، در سال‌های اخیر نقش مهمی در بهبود کیفیت تصاویر ایفا کرده است.

الگوریتم‌های بازسازی مبتنی بر یادگیری عمیق می‌توانند:

- نویز تصویر را بدون کاهش جزئیات آن حذف کنند
- رزولوشن فضایی را افزایش دهند
- کیفیت تصاویر حاصل از دوزهای پایین اشعه را بهبود دهند
- آرتیفکت‌های حرکتی را کاهش دهند
- امکان ارزیابی جذبی دقیق‌تر پلاک‌ها را فراهم کنند

این پیشرفت‌ها منجر به افزایش دقت تشخیص و کاهش میزان اسکن‌های تکراری شده است.

۳.۲. بخش‌بندی خودکار شریان‌های کرونر

بخش‌بندی دقیق لومن و دیواره رگ‌های کرونر پایه و اساس تحلیل کمی CAD محسوب می‌شود.

به‌طور سنتی، این کار نیازمند مداخله دستی قابل‌توجهی بود که زمان‌بر و وابسته به تجربه پزشک بود.

الگوریتم‌های CNN اکنون قادرند:

- مسیر سه‌بعدی رگ‌ها
- لومن

- دیواره رگ
 - شاخه‌های اصلی و فرعی
 - و نواحی دارای آترواسکلروز
- را به‌طور خودکار و با دقتی نزدیک به تحلیل دستی بخش‌بندی کنند.
- این امر باعث می‌شود:
- زمان تفسیر به‌طور چشمگیری کاهش یابد
 - یکنواختی تحلیل افزایش یابد
 - امکان تحلیل کمی قابل‌اعتماد فراهم شود
- بخش‌بندی دقیق، گام ضروری برای تحلیل ترکیب بافتی پلاک‌ها و محاسبه شدت تنگی است.
-

۳.۳. تحلیل کمی پلاک و تنگی

در CCTA، پلاک آترواسکلروتیک نقش کلیدی در تعیین وضعیت بیمار دارد. هوش مصنوعی قادر است:

- حجم پلاک را اندازه‌گیری کند
- نوع پلاک را (کلسفیه، فیبروزی، کم‌چگال) تشخیص دهد
- درصد تنگی لومن را محاسبه کند
- ساختارهای پرخطر (High-risk plaque features) را شناسایی کند
- تغییرات پلاک را در اسکن‌های پیگیری مقایسه کند

این روش تحلیل کمی بسیار دقیق‌تر و تکرارپذیرتر از روش‌های دستی است و می‌تواند به پیش‌بینی خطر بیمار کمک کند.

۳.۴. پیش‌بینی عملکرد همودینامیک (FFR-CT)

ارزیابی عملکرد همودینامیک یک تنگی مهم‌تر از ارزیابی مورفولوژی آن است. در سال‌های اخیر، تکنیک FFR-CT که یک روش غیرتهاجمی برای برآورد FFR تهاجمی است، اهمیت زیادی به‌دست آورده است.

مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند:

- فشار جریان خون را به‌طور مجازی شبیه‌سازی کنند
 - اهمیت عملکردی یک تنگی را پیش‌بینی کنند
 - نیاز احتمالی به مداخله تهاجمی را مشخص کنند
- افزایش سرعت محاسباتی AI، FFR-CT را از یک روش بسیار سنگین محاسباتی به ابزاری قابل‌استفاده در محیط‌های بالینی روزمره تبدیل کرده است.
-

۳.۵. پیش‌بینی خطر آینده

یکی از کاربردهای جذاب هوش مصنوعی، پیش‌بینی خطر آینده بیماران است. مدل‌های AI می‌توانند با ترکیب:

- ویژگی‌های CCTA
- اطلاعات بالینی بیمار
- نتایج آزمایشگاهی
- الگوهای پلاک

• سوابق بیماری

احتمال وقوع حوادث قلبی مانند سکته قلبی، بستری ناشی از CAD یا نیاز به PCI/CABG را پیش‌بینی کنند.

این مدل‌ها اغلب از امتیازهای کلاسیک خطر مانند SCORE یا ASCVD دقیق‌تر هستند.

۳.۶. تحلیل بافتی پیشرفته پلاک

برخی ویژگی‌های بافتی پلاک مانند:

• پلاک کم‌چگال

• پلاک پرخطر

• افزایش چربی دوررگی (Perivascular fat)

• ویژگی‌های ناپایدار

ارتباط مستقیم با خطر بالاتر رویدادهای کرونری دارند.

هوش مصنوعی قادر است این ویژگی‌ها را با دقت بالا تشخیص دهد و تحلیل کمی انجام دهد؛ کاری که تفسیر دستی به‌سختی قادر به انجام آن است.

هوش مصنوعی در هدایت درمان فردمحور بیماری عروق کرونر

هوش مصنوعی نه تنها قادر به تحلیل تصاویر تشخیصی است، بلکه می‌تواند در تصمیم‌گیری درمانی و طراحی راهبردهای فردمحور برای بیماران مبتلا به بیماری عروق کرونر نقش فعالی داشته باشد.

این حوزه از کاربرد AI، از تحلیل ساده تصویر فراتر رفته و شامل پیش‌بینی

خطر آینده، انتخاب نوع درمان، انتخاب سطح تهاجم درمانی، و پیش‌بینی پاسخ بیمار به درمان است.

تصمیم‌گیری در CAD معمولاً پیچیده است و متغیرهای متعددی بر آن تأثیر می‌گذارند؛ از جمله سن، عوامل خطر کلاسیک، ویژگی‌های پلاک، وضعیت عملکرد قلب و یافته‌های تصویربرداری. مدل‌های مبتنی بر AI قادرند این متغیرها را به صورت همزمان تحلیل کرده و به پزشک کمک کنند که درمان بهینه برای هر بیمار را انتخاب کند. در ادامه، مهم‌ترین حوزه‌های نقش‌آفرینی AI در مدیریت درمان تشریح می‌شود.

۴.۱. پیش‌بینی خطر رویدادهای قلبی عمده

مدل‌های AI با استفاده از داده‌های چندمنبعی شامل:

- CCTA
- ویژگی‌های پلاک
- اطلاعات بالینی
- داده‌های آزمایشگاهی
- سوابق درمانی

می‌توانند خطر وقوع رویدادهای قلبی مانند انفارکتوس میوکارد، مرگ قلبی عروقی، نیاز به PCI/CABG، یا بستری‌های مکرر را پیش‌بینی کنند. این مدل‌ها اغلب از امتیازهای کلاسیک ارزیابی خطر (مانند SCORE، GRACE، TIMI دقیق‌تر هستند، زیرا:

۱. حجم داده بسیار بزرگتری را به‌طور همزمان تحلیل می‌کنند

۲. روابط پنهان بین متغیرها را کشف می‌کنند

۳. قابلیت به‌روزرسانی مداوم دارند

پیش‌بینی خطر آینده کمک می‌کند درمان‌ها شخصی‌سازی شده و مطابق با وضعیت بیولوژیک هر بیمار انتخاب شود.

۴.۲. تعیین نیاز به مداخله تهاجمی (PCI) یا (CABG)

ارزیابی نیاز به مداخله تهاجمی یکی از دشوارترین بخش‌های مدیریت CAD است.

هوش مصنوعی با استفاده از:

- شدت تنگی

- ویژگی‌های بافتی پلاک

- شبیه‌سازی FFR-CT

- داده‌های عملکردی قلب

- سابقه بالینی بیمار

می‌تواند احتمال سودمندی یا عدم سودمندی مداخله تهاجمی را پیش‌بینی کند.

مدل‌های AI می‌توانند بیماران را به‌طور دقیق به سه گروه تقسیم کنند:

۱. بیمارانی که به‌شدت از مداخله تهاجمی سود می‌برند

۲. بیمارانی که درمان دارویی برای آن‌ها کافی است

۳. بیمارانی که مداخله تهاجمی بی‌فایده یا حتی مضر است

این سطح از طبقه‌بندی، پایه پزشکی شخصی‌سازی شده در CAD است.

۴.۳. ارزیابی پاسخ به درمان دارویی

بیماران مختلف ممکن است پاسخ متفاوتی به داروهای قلبی داشته باشند. AI قادر است با تحلیل داده‌های طولی بیمار:

- پیش‌بینی کند که آیا بیمار به استاتین پاسخ می‌دهد یا خیر
 - شدت پیشرفت یا پسرفت پلاک را تخمین بزند
 - مقدار مناسب دوز دارو را پیشنهاد دهد
 - خطر عوارض جانبی دارو را محاسبه کند
- به عنوان نمونه، الگوریتم‌های یادگیری عمیق قادرند تغییرات ترکیب بافتی پلاک در مدت ۶ تا ۱۲ ماه پس از درمان را تحلیل کرده و میزان اثربخشی درمان را برآورد کنند.

۴.۴. تعیین شدت بیماری و طبقه‌بندی بیماران

AI قادر است بر اساس داده‌های CCTA:

- بار کلی آترواسکلروز
 - میزان درگیری شریان‌ها
 - شدت تنگی
 - وجود ویژگی‌های پرخطر پلاک
 - میزان التهاب دوررگی
- را اندازه‌گیری کرده و بیماران را در رده‌بندی دقیق‌تری نسبت به سیستم‌های سنتی مانند CAD-RADS قرار دهد.

این طبقه‌بندی دقیق می‌تواند مستقیماً در تصمیم‌گیری بالینی اثرگذار باشد.

۴.۵. شخصی‌سازی درمان‌های پیشگیرانه

هوش مصنوعی می‌تواند درمان‌های پیشگیرانه را نیز شخصی‌سازی کند. این شامل موارد زیر است:

- تعیین اینکه کدام بیمار بیشترین سود را از استاتین می‌برد
 - شناسایی بیمارانی که درمان ضدپلاک فشرده‌تر نیاز دارند
 - تعیین سودمندی درمان ضدالتهابی
 - محاسبه سود بالقوه تغییر سبک زندگی (کاهش وزن، ورزش، رژیم غذایی)
- AI حتی می‌تواند اثر درمانی اقدامات مختلف را پیش از اعمال آن‌ها شبیه‌سازی کند و به پزشک نشان دهد که کدام مسیر درمانی بهترین نتیجه را دارد.
-

چالش‌ها، محدودیت‌ها و موانع پیاده‌سازی هوش مصنوعی در مدیریت بیماری عروق کرونر

با وجود پیشرفت قابل توجه هوش مصنوعی در حوزه تشخیص و مدیریت بیماری عروق کرونر، چالش‌ها و محدودیت‌های اساسی وجود دارد که مانع ورود کامل این فناوری به کار بالینی روزمره می‌شود. این چالش‌ها به چند دسته اصلی تقسیم می‌شوند: چالش‌های داده‌ای، فنی، اخلاقی، قانونی و بالینی.

در ادامه، مهم‌ترین موارد مورد بحث قرار می‌گیرد.

۵.۱. چالش‌های مرتبط با داده

۵.۱.۱. کمبود داده‌های برچسب‌خورده و با کیفیت بالا

مدل‌های یادگیری عمیق برای عملکرد بهینه نیازمند حجم بسیار زیادی از داده‌های استاندارد و دقیق هستند.

در پزشکی، به‌ویژه در حوزه تصویربرداری قلب، داده‌های موجود:

- محدود
- ناهمگون
- پراکنده
- و اغلب با کیفیت متفاوت هستند.

برچسب‌گذاری داده‌ها نیز نیازمند متخصصان باتجربه است و فرآیندی زمان‌بر و پرهزینه محسوب می‌شود.

۵.۱.۲. ناهمگونی دستگاه‌ها و پروتکل‌ها

تصاویر CCTA توسط دستگاه‌های مختلف و با پروتکل‌های گوناگون تهیه می‌شوند. این تفاوت‌ها می‌تواند باعث شود مدل در یک مرکز پزشکی عملکرد بسیار خوبی داشته باشد، اما در مرکز دیگر عملکرد ضعیفی ارائه دهد.

۵.۱.۳. عدم دسترسی گسترده به داده‌های بالینی و طولی

بسیاری از مدل‌ها نیازمند داده‌های پیگیری (Follow-up) برای یادگیری الگوهای پیشرفت بیماری هستند، اما این داده‌ها همیشه به‌صورت ساختاریافته در دسترس نیستند.

۵.۲. چالش‌های فنی

۵.۲.۱. شفافیت محدود مدل‌های یادگیری عمیق

اکثر مدل‌های یادگیری عمیق ساختاری «جعبه سیاه» دارند. این امر باعث می‌شود پزشکان نتوانند به‌طور شفاف درک کنند که مدل چگونه به تصمیم نهایی رسیده است.

۵.۲.۲. نیاز به قدرت پردازشی بالا

برخی مدل‌ها به تجهیزات محاسباتی گران‌قیمت نیاز دارند، که در بسیاری از مراکز درمانی قابل دسترس نیست.

۵.۲.۳. آسیب‌پذیری نسبت به نویز و تغییرات کوچک

مدل‌های AI ممکن است به تغییرات بسیار کوچک در تصویر واکنش غیرمنتظره نشان دهند، حتی اگر این تغییرات برای انسان قابل تشخیص نباشند.

۵.۳. چالش‌های اخلاقی

۵.۳.۱. سوگیری الگوریتمی

اگر داده‌های آموزشی حاوی سوگیری باشند، مدل نیز این سوگیری را بازتولید می‌کند.

این موضوع می‌تواند منجر به:

- تشخیص ضعیف‌تر در جمعیت‌های خاص
- عدم عدالت در درمان
- پایش ضعیف بیماران در گروه‌های کم‌نماینده

شود.

۵.۳.۲. حریم خصوصی و امنیت داده‌ها

برای آموزش مدل‌های AI، ذخیره و پردازش داده‌های پزشکی نیاز است. این امر مسائل مهمی در حوزه امنیت، محرمانگی و مدیریت داده ایجاد می‌کند.

۵.۳.۳. مسئله مسئولیت و پاسخگویی

اگر مدل AI تصمیم اشتباهی بگیرد:

• چه کسی مسئول است؟

• سازنده؟

• بیمارستان؟

• پزشک؟

پاسخ روشن و استاندارد برای این پرسش‌ها وجود ندارد.

۵.۴. چالش‌های بالینی و عملیاتی

۵.۴.۱. پذیرفته‌شدن توسط پزشکان

اتکا به ابزارهای خودکار ممکن است در ابتدا با مقاومت مواجه شود، زیرا پزشکان تمایل دارند تصمیم‌گیری نهایی تحت کنترل انسانی باشد.

۵.۴.۲. نبود دستورالعمل‌های استاندارد

هیچ دستورالعمل بالینی کاملاً پذیرفته‌شده برای استفاده از AI در مدیریت CAD وجود ندارد.

این خلأ باعث می‌شود استفاده بالینی از AI کندتر پیش رود.

۵.۴.۳. ادغام دشوار در سیستم‌های بیمارستانی

سامانه‌های اطلاعات بیمارستانی اغلب بسیار پراکنده و قدیمی هستند.

ادغام مدل‌های AI با این سامانه‌ها چالش فنی و اجرایی قابل توجهی دارد.

۵.۴.۴. نیاز به آزمایش در جمعیت‌های متنوع‌تر

بخش بزرگی از مطالعات AI بر جمعیت‌های خاص و محدود انجام شده است. برای اعتبارسنجی واقعی، این مدل‌ها باید در طیف وسیع‌تری از بیماران آزمایش شوند.

۵.۵. نیاز به تحقیقات بیشتر

برای استفاده گسترده از AI در مدیریت CAD، نیازمند:

- کار آزمایی‌های تصادفی‌سازی شده
- مجموعه داده‌های چندمرکزی
- اعتبارسنجی خارجی مدل‌ها
- توسعه مدل‌های قابل توضیح (Explainable AI)

هستیم.

این اقدامات برای اعتمادسازی در میان پزشکان و بیماران ضروری است.

جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

ادغام هوش مصنوعی با روش‌های تصویربرداری قلب و عروق، به‌ویژه در ارزیابی بیماری عروق کرونر، پتانسیل قابل‌توجهی برای تغییر شیوه‌های تشخیصی و درمانی در آینده نزدیک دارد. پیشرفت مداوم در روش‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق موجب شده است که تحلیل تصاویر، اندازه‌گیری کمی ساختارهای عروقی، شناسایی پلاک‌های پرخطر، ارزیابی شدت تنگی و پیش‌بینی پیامدهای بالینی با دقتی بسیار بالاتر و سرعتی بیشتر انجام پذیرد.

مدل‌های مبتنی بر AI این امکان را فراهم کرده‌اند که رویکردی واقعی به پزشکی شخصی‌سازی‌شده در مدیریت بیماری عروق کرونر اتخاذ شود. این مدل‌ها قادرند بر اساس ترکیب داده‌های بالینی، آزمایشگاهی، و تصویربرداری، راهبردهای درمانی مناسب را برای هر بیمار پیشنهاد دهند. از جمله کاربردهای کلیدی این فناوری می‌توان به بهبود طبقه‌بندی بیماران، انتخاب مداخلات تهاجمی، پیش‌بینی پاسخ به درمان دارویی و شناسایی بیماران اشاره کرد که بیشترین سود را از درمان‌های پیشگیرانه خواهند برد.

همچنین، ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی نقش مهمی در استانداردسازی و افزایش دقت تحلیل تصاویر CCTA ایفا می‌کنند و زمان مورد نیاز برای تفسیر تصاویر را کاهش می‌دهند. مدل‌های پیشرفته نه تنها قادر به شناسایی ساختارهای آناتومیک و پلاک‌های آترواسکلروتیک هستند، بلکه می‌توانند ارزیابی‌های عملکردی مانند FFR-CT را نیز با دقت مناسب انجام دهند. این پیشرفت‌ها در کنار توسعه الگوریتم‌های تحلیل بافتی و ویژگی‌های پرخطر پلاک، امکان شناسایی زود هنگام بیماران در معرض خطر بالا را فراهم کرده است.

با وجود این، موانعی مانند نبود استانداردهای جامع، مشکلات مرتبط با حریم خصوصی داده‌ها، محدودیت‌های فنی، ناهمگونی داده‌ها، و کمبود کارآزمایی‌های بالینی چندمرکزی همچنان مانع اجرای گسترده و کامل این فناوری در عمل بالینی است. بخش قابل توجهی از مدل‌های توسعه‌یافته هنوز نیازمند اعتبارسنجی خارجی و تطبیق با جمعیت‌های متنوع‌تر هستند. موضوعات اخلاقی و مسئولیت قانونی نیز در پذیرش این فناوری نقش تعیین‌کننده‌ای دارند.

در مجموع، شواهد موجود نشان می‌دهد که هوش مصنوعی می‌تواند نقش برجسته‌ای در آینده مدیریت بیماری عروق کرونر ایفا کند. انتظار می‌رود با توسعه دستورالعمل‌های رسمی، استانداردسازی فرآیندهای بالینی و گسترش تحقیقات معتبر، مدل‌های AI به ابزارهای قابل اعتماد و گسترده‌ای در تصمیم‌گیری

پزشکی تبدیل شوند.

هوش مصنوعی نه تنها می تواند فرآیند تشخیص را بهینه سازی کند، بلکه قادر است در طراحی راهبردهای درمانی فردمحور و کاهش رویدادهای قلبی آینده نقش مؤثری داشته باشد. این فناوری به عنوان یکی از ستون های اصلی پزشکی مدرن و دقیق، در مسیر تحول مراقبت از بیماران با بیماری عروق کرونر قرار دارد.