



تشخیص زودهنگام سرطان با تکنیک‌های یادگیری عمیق: استفاده از هوش مصنوعی برای تشخیص قبل از شروع علائم بالینی

رحمان آذربنیا^{*۱}

۱- کارشناسی ارشد علوم کامپیوتر، گروه علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی، دانشگاه مازندران، ایران.

چکیده

سرطان همچنان یکی از اصلی‌ترین علل مرگ و میر در سراسر جهان است و هر ساله جان میلیون‌ها نفر را تحت تأثیر قرار می‌دهد. تشخیص زودهنگام سرطان به‌ویژه در مراحل بدون علامت، شانس درمان موفق و زنده ماندن را به‌طور قابل توجهی افزایش می‌دهد. روش‌های تشخیصی سنتی، مانند تصویربرداری‌های رادیولوژیک، بیوپسی و معاینات فیزیکی، اغلب در تشخیص سرطان در مراحل اولیه ناکام می‌مانند یا با چالش‌هایی در تحلیل دقیق داده‌های پیچیده مواجه هستند. در سال‌های اخیر، تکنیک‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNNs)، نشان داده‌اند که در ارتقاء تشخیص پزشکی از طریق تحلیل دقیق و خودکار تصاویر پزشکی، پتانسیل قابل توجهی دارند. این مطالعه بر کاربرد یادگیری عمیق در تشخیص زودهنگام سرطان پروستات و سینه متمرکز است و از شبکه‌های عصبی کانولوشن برای وظایف طبقه‌بندی تصاویر استفاده می‌کند. با استفاده از تکنیک‌های پیش‌پردازش داده‌ها و آموزش مدل‌های CNN با کتابخانه کراس TensorFlow، یک چارچوب قوی برای تشخیص و طبقه‌بندی خودکار شرایط سرطانی توسعه داده‌ایم. موارد سرطان سینه به سه دسته خوش‌خیم، بدخیم و نرمال و موارد سرطان پروستات به چهار طبقه خوش‌خیم، بدخیم، غیرطبیعی و مشکوک دسته‌بندی شدند. تصاویر به وضوح 257×257 تغییر اندازه داده شدند تا پردازش به‌صورت یکنواخت انجام شود. مدل‌های CNN آموزش دیده و بهینه‌سازی شدند تا ویژگی‌های خاص را در تصاویر پاتولوژی و ماموگرافی استخراج و تحلیل کنند، و دقت طبقه‌بندی به ترتیب 95.13% برای سرطان سینه و 97.5% برای سرطان پروستات به دست آمد. نتایج نشان می‌دهند که تکنیک‌های یادگیری عمیق در شناسایی الگوهای سرطانی در تصاویر پزشکی بسیار مؤثر هستند و عملکرد بهتری نسبت به روش‌های تشخیصی سنتی دارند. با این حال، چالش‌هایی مانند تحلیل ساختارهای بافت متراکم و محدودیت در دسترسی به مجموعه داده‌های با کیفیت و معتبر، همچنان موانع مهمی هستند. با این وجود، پیشرفت‌های مستمر در یادگیری عمیق و افزایش کیفیت و دسترسی به مجموعه داده‌ها، نوید دقت و کارایی بیشتری در تشخیص سرطان را می‌دهد. این تحقیق راه را برای کاربردهای آینده تکنیک‌های مبتنی بر هوش مصنوعی هموار می‌سازد و رویکردی تحول‌آفرین برای تشخیص زودهنگام سرطان و بهبود تصمیم‌گیری‌های پزشکی ارائه می‌دهد.

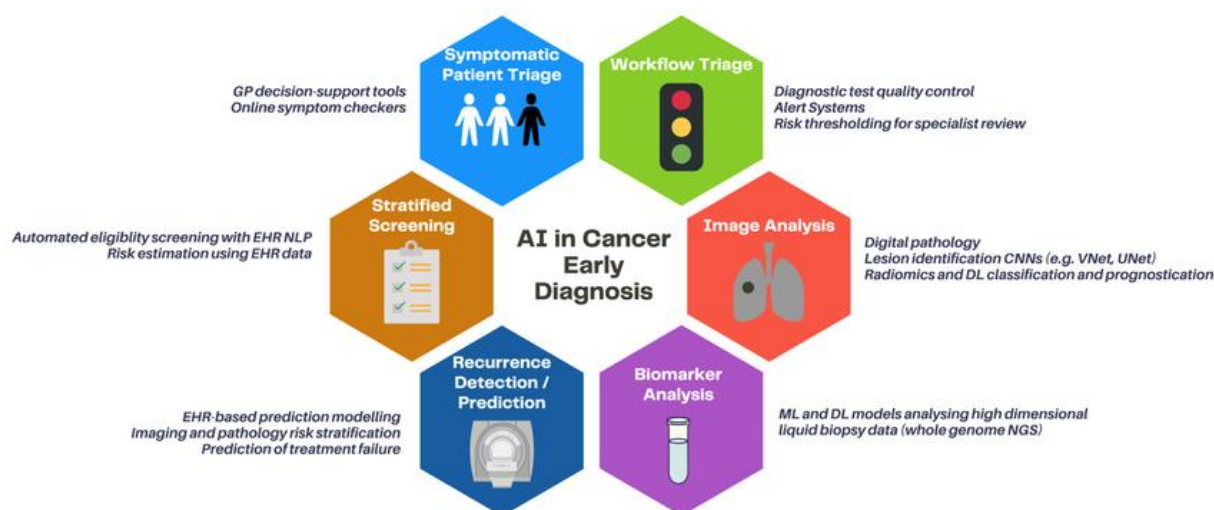
کلیدواژه‌ها: سرطان، یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی کانولوشن، تشخیص زودهنگام، تحلیل تصاویر پزشکی

۱. مقدمه

سرطان یکی از مهم‌ترین و بزرگ‌ترین تهدیدهای سلامتی بشر است و در بسیاری از نقاط جهان، به‌ویژه در کشورهای با درآمد بالا و متوسط، از عوامل اصلی مرگ و میر به شمار می‌رود. طبق گزارش‌های سازمان بهداشت جهانی (WHO)، سرطان یکی از دلایل اصلی مرگ‌ومیر در سراسر دنیا است و هر ساله میلیون‌ها نفر در برابر این بیماری مبارزه می‌کنند. علیرغم پیشرفت‌های گسترده در علم پزشکی و درمان‌های موجود، تعداد زیادی از مبتلایان به سرطان به‌ویژه در مراحل پیشرفته، به دلیل تشخیص دیر هنگام و عدم دسترسی به درمان‌های مؤثر، جان خود را از دست می‌دهند. این مسأله نه تنها چالشی عظیم در حوزه بهداشت عمومی محسوب می‌شود، بلکه موجب تحمیل بار سنگینی بر سیستم‌های بهداشتی، اقتصادی و اجتماعی در جوامع مختلف می‌شود. [۱]

در این میان، تشخیص زودهنگام سرطان یکی از مهم‌ترین اولویت‌ها در پزشکی مدرن است. تشخیص سریع و دقیق بیماری در مراحل ابتدایی می‌تواند امکان درمان‌های مؤثر و کاهش میزان مرگ و میر را به‌طور چشمگیری افزایش دهد. در بسیاری از سرطان‌ها، در مراحل اولیه بیماری، نشانه‌ها و علائم بالینی به‌طور واضح نمایان نمی‌شوند و این مسأله کار تشخیص را دشوار می‌سازد. با این وجود، پیشرفت‌های جدید در فناوری‌های پزشکی، به‌ویژه در زمینه تصویربرداری پزشکی و تحلیل داده‌ها، این امکان را فراهم کرده است که حتی در غیاب علائم آشکار، بیماری‌ها شناسایی شوند.

روش‌های سنتی تشخیص سرطان شامل تصویربرداری‌های رادیولوژیک، بیوپسی‌ها و آزمایش‌های خون هستند که برای بسیاری از انواع سرطان‌ها کاربرد دارند. با این حال، این روش‌ها به‌ویژه در مراحل ابتدایی بیماری و در زمانی که تغییرات سلولی به‌وضوح قابل مشاهده نیستند، دقت کافی را ندارند. به‌عنوان مثال، در مراحل اولیه بسیاری از سرطان‌ها، تومورها بسیار کوچک هستند و به‌سختی با روش‌های تصویربرداری معمول قابل شناسایی‌اند. علاوه بر این، برخی از سرطان‌ها ممکن است علائم بسیار مبهمی داشته باشند که تشخیص آن‌ها را تنها از طریق آزمایش‌های تخصصی و پیچیده ممکن می‌سازد.

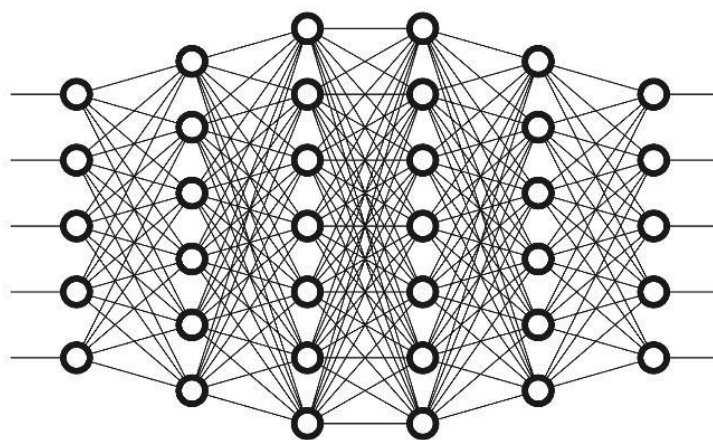


شکل ۱. کاربردهای بالینی هوش مصنوعی در تشخیص زودهنگام سرطان

اختصارات: GP: پزشک عمومی، NLP: پردازش زبان طبیعی، EHR: پرونده الکترونیکی مراقبت‌های بهداشتی، ML: یادگیری ماشین، DL: یادگیری عمیق، NGS: توالی‌نسل‌بندی.

در این میان، استفاده از تکنولوژی‌های نوین و به‌ویژه هوش مصنوعی (AI) و یادگیری عمیق (Deep Learning) به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در تشخیص زودهنگام سرطان مطرح شده است. یادگیری عمیق، به‌ویژه با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN)، قادر است ویژگی‌های بسیار پیچیده و ظریفی را در داده‌های تصویری شناسایی کند که برای چشم انسان غیرقابل تشخیص هستند. شبکه‌های عصبی کانولوشن به‌ویژه در پردازش و تحلیل تصاویر پزشکی کاربرد دارند و می‌توانند الگوهای مخفی و ویژگی‌های ظریف در تصاویر را که ممکن است در تصاویر رادیولوژی، سی‌تی‌اسکن و ام‌آرآی وجود داشته باشد، شناسایی کنند. یادگیری عمیق به‌طور قابل توجهی می‌تواند دقت تشخیص را افزایش دهد، چرا که قادر است با استفاده از حجم عظیمی از داده‌های آموزشی، به صورت خودکار و بدون نیاز به دخالت مستقیم انسان، ویژگی‌های مورد نیاز برای شناسایی سرطان را استخراج کند. این ویژگی‌ها می‌توانند شامل تفاوت‌های ریز در بافت، اندازه، شکل و ساختار تومورهای سرطانی باشند. در حقیقت، یادگیری عمیق به کمک پردازش تصاویر پزشکی، نه تنها می‌تواند تشخیص‌های دقیق‌تری را ارائه دهد، بلکه می‌تواند به پیش‌بینی روند پیشرفت بیماری و پیشنهاد درمان‌های مناسب نیز کمک کند. [۲]

در این مقاله، به‌طور خاص، به کاربرد یادگیری عمیق در تشخیص سرطان‌های پروستات و سینه پرداخته خواهد شد. این انتخاب‌ها به‌دلیل شیوع بالا و تأثیرات پزشکی و اجتماعی چشمگیر آن‌ها در سطح جهانی انجام شده است. سرطان پروستات یکی از شایع‌ترین سرطان‌ها در مردان است و سالانه تعداد زیادی از مردان را در سراسر دنیا تحت تأثیر قرار می‌دهد. از سوی دیگر، سرطان سینه یکی از شایع‌ترین سرطان‌ها در زنان است و بسیاری از کشورها، با استفاده از برنامه‌های غربالگری و تشخیص زودهنگام، به کاهش میزان مرگ‌ومیر ناشی از آن دست یافته‌اند.



شکل ۲. شبکه عصبی عمیق

در این راستا، ابتدا به معرفی مبانی یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی کانولوشن پرداخته خواهد شد. سپس کاربرد این تکنیک‌ها در تشخیص سرطان‌های پروستات و سینه از طریق تحلیل تصاویر پزشکی بررسی می‌شود. همچنین، به چالش‌ها و محدودیت‌های موجود در این فرآیندها، از جمله مشکلات مرتبط با کیفیت داده‌ها، تنوع بالای تصاویر پزشکی و نیاز به حجم بالای داده‌های آموزشی، اشاره خواهد شد.

علاوه بر این، به ارزیابی مدل‌های یادگیری عمیق و میزان دقت آن‌ها در پیش‌بینی و تشخیص سرطان پرداخته می‌شود. برای این منظور، نتایج به‌دست آمده از مطالعات مختلف در این زمینه بررسی و مقایسه خواهند شد تا نقاط قوت و ضعف هر یک از روش‌های پیشنهادی آشکار شود. در نهایت، چشم‌اندازهای آینده این حوزه و چگونگی تکامل تکنولوژی‌های هوش مصنوعی در تشخیص زودهنگام سرطان بررسی خواهد شد.



هدف از این مقاله نه تنها بررسی کاربرد یادگیری عمیق در تشخیص سرطان‌های خاص است، بلکه تلاش دارد تا به تحولی بزرگ در حوزه پزشکی دیجیتال کمک کند. این تحول می‌تواند با تسریع فرآیند تشخیص، به بهبود کیفیت زندگی بیماران و کاهش بار اقتصادی ناشی از سرطان کمک شایانی کند.

۱.۱. یادگیری عمیق و کاربردهای آن در تشخیص سرطان

یادگیری عمیق، به عنوان یکی از پیشرفته‌ترین زیرمجموعه‌های یادگیری ماشین، توانسته است در سال‌های اخیر تحول شگرفی در بسیاری از حوزه‌های علمی و صنعتی به وجود آورد. ویژگی برجسته یادگیری عمیق این است که شبکه‌های عصبی مصنوعی، متشکل از تعداد زیادی لایه میانی، قادر به یادگیری و استخراج خودکار الگوها و ویژگی‌های پیچیده از مجموعه داده‌های حجیم و چندبعدی هستند. در حوزه پزشکی، این توانایی یادگیری و تحلیل خودکار به‌ویژه در پردازش و تحلیل داده‌های تصویری مانند تصاویر پاتولوژی، ماموگرافی، و اسکن‌های MRI، بسیار حائز اهمیت است.

در حوزه پزشکی، یکی از چالش‌های کلیدی شناسایی ویژگی‌های پیچیده و ظریف در داده‌های تصویری است که ممکن است برای متخصصین با نگاه دستی قابل مشاهده نباشد. به همین دلیل، شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNNs) به عنوان یکی از انواع موفق شبکه‌های عصبی در پردازش و تحلیل تصاویر پزشکی شناخته می‌شوند. این شبکه‌ها بر اساس ساختاری خاص طراحی شده‌اند که می‌تواند ویژگی‌های مختلف مانند الگوهای بافت، شکل، رنگ، و حرکت را با دقت بالا از تصاویر استخراج کند. این توانایی به شدت برای تشخیص دقیق و طبقه‌بندی انواع مختلف سرطان‌ها بر اساس الگوهای موجود در تصاویر پزشکی ضروری است.

شبکه‌های عصبی کانولوشن نسبت به روش‌های کلاسیک و سنتی مثل روش‌های مبتنی بر استخراج دستی ویژگی‌ها و استفاده از الگوریتم‌های طبقه‌بندی دیگر، مزایای بسیار زیادی دارند. یکی از مزایای اصلی آن‌ها این است که با پردازش حجم وسیعی از داده‌ها، می‌توانند به‌طور خودکار و بدون نیاز به برنامه‌نویسی و مدل‌سازی دستی، ویژگی‌های پیچیده و پنهانی در داده‌های تصویری را شناسایی کرده و از آن‌ها برای طبقه‌بندی و تشخیص بیماری‌ها استفاده کنند. این ویژگی‌ها شامل تفاوت‌های ریز در ساختارهای بافتی، اندازه تومورها، تغییرات رنگی و تفاوت‌های حجم و شکل در تصاویر است که گاهی به‌طور دستی شناسایی آن‌ها بسیار دشوار است. [۳]

علاوه بر شناسایی و طبقه‌بندی، شبکه‌های عصبی کانولوشن می‌توانند به پیش‌بینی روند رشد و گسترش سرطان نیز کمک کنند. با تحلیل دقیق و عمیق تصاویر، این شبکه‌ها قادر به ارائه داده‌ها و تحلیل‌هایی هستند که به پژوهشگران و پزشکان کمک می‌کند تا درمان‌های مؤثرتری را برنامه‌ریزی کنند و بتوانند پیش‌آگهی دقیق‌تری از پیشرفت بیماری ارائه دهند. این توانایی به‌ویژه برای سرطان‌هایی که روند پیشرفت سریعی دارند یا در مراحل اولیه به‌خوبی قابل مدیریت هستند، می‌تواند به کاهش فاصله میان تشخیص و درمان کمک کند.

همچنین استفاده از این تکنیک‌ها به کاهش هزینه‌ها و بهبود کارایی نظام‌های بهداشتی و درمانی نیز کمک می‌کند. با خودکار شدن فرآیند تحلیل تصاویر، نیاز به کارهای وقت‌گیر و پیچیده‌ای که معمولاً توسط متخصصان انجام می‌شد کاهش می‌یابد و فرآیند تشخیص سریع‌تر و دقیق‌تر انجام می‌گیرد. این امر به‌ویژه در مراکزی که با حجم بالایی از داده‌های پزشکی سروکار دارند، می‌تواند تفاوت چشمگیری در کیفیت و سرعت خدمات درمانی ایجاد کند.

در نهایت، یکی از دستاوردهای مهم یادگیری عمیق در تشخیص سرطان، ایجاد سیستم‌های یادگیری خودکار و تطبیقی است که می‌توانند خود را با پیشرفت‌های جدید در اطلاعات و داده‌ها به‌روزرسانی کنند و نتایج بهتری ارائه دهند. این راهکارها امکان توسعه سیستم‌های هوشمندی را فراهم می‌کنند که به تدریج به‌صورت پویا و با جمع‌آوری بازخوردهای جدید از داده‌های پزشکی، می‌توانند فرآیند تحلیل و تشخیص را بهبود بخشند و به سوی تشخیص‌های دقیق‌تر و مؤثرتر حرکت کنند. این پیشرفت‌ها



نشان‌دهنده‌ی ظرفیت بالای یادگیری عمیق در تحولات آینده پزشکی دیجیتال و بهبود روندهای تشخیصی بیماری‌های پیچیده مانند سرطان است. [۴]

۲. فرآیند کاری در پیاده‌سازی یادگیری عمیق برای تشخیص سرطان

یکی از مهم‌ترین چالش‌های استفاده از یادگیری عمیق در تصویربرداری پزشکی و تشخیص سرطان، ایجاد یک فرآیند دقیق و چندمرحله‌ای است که قابلیت استخراج اطلاعات حیاتی و پیچیده از داده‌های تصویری و سپس تحلیل و طبقه‌بندی این داده‌ها را فراهم کند. این فرآیند شامل مراحل متعددی است که هر کدام نقش ویژه‌ای در تعیین عملکرد نهایی مدل‌های یادگیری ماشین دارند. از جمع‌آوری داده‌های تصویری گرفته تا پردازش، طبقه‌بندی، آموزش و ارزیابی، هر مرحله به دانش و تکنیک‌های پیشرفته‌ای نیازمند است تا بهترین نتایج حاصل شود.

۱. پیش‌پردازش داده‌ها

پیش‌پردازش داده‌ها اولین مرحله و در عین حال یکی از حساس‌ترین بخش‌های این فرآیند است. داده‌های تصویری خام دریافتی از تجهیزات پزشکی معمولاً به شکل غیرساختاری و در ابعاد و کیفیت‌های مختلف بوده و نیاز به پردازش اولیه دارند. هدف اصلی در این مرحله، آماده‌سازی داده‌ها به فرمت، اندازه و کیفیت مناسبی است که برای پردازش توسط معماری‌های پیشرفته‌ی شبکه عصبی مناسب باشد. این گام به این دلیل اهمیت بسیار زیادی دارد که هر گونه نقص در آماده‌سازی داده‌ها می‌تواند کیفیت خروجی مدل را تحت تأثیر قرار دهد.

مراحل پیش‌پردازش:

- استانداردسازی ابعاد و رزولوشن تصاویر: تصاویر پزشکی نظیر پاتولوژی دیجیتال (مانند تصاویر برش‌های بافتی)، ماموگرافی یا MRI اغلب با رزولوشن‌های بسیار بالا تولید می‌شوند. به منظور کاهش حجم داده‌ها و سریع‌تر شدن محاسبات، این تصاویر ابتدا به ابعاد کوچک‌تری، نظیر 257×257 پیکسل مقیاس‌دهی می‌شوند. البته این کاهش ابعاد باید به گونه‌ای انجام شود که اطلاعات کلیدی همچنان حفظ شوند. تکنیک‌هایی مانند برش هوشمند (Smart Cropping)، تغییر رزولوشن غیرتخریبی (Downscaling) و یا استفاده از الگوریتم‌های فشرده‌سازی هوشمند ممکن است به کار گرفته شوند.
- تغییر فرمت فایل‌ها: داده‌های خام معمولاً در فرمت‌هایی نظیر DICOM یا TIFF ذخیره می‌شوند که ممکن است برای اکثر معماری‌های یادگیری عمیق بهینه نباشند. برای مناسب‌سازی این داده‌ها جهت پردازش در مدل‌ها، تصاویر به فرمت‌هایی مانند JPG یا PNG تبدیل می‌شوند. این تبدیل با استفاده از الگوریتم‌هایی انجام می‌شود که اطمینان حاصل گردد داده‌های اصلی همچنان قابل بازسازی و تحلیلی دقیق باشند. [۵]
- حذف نویز و بهبود کیفیت تصویر: بسیاری از تصاویر پزشکی ممکن است حاوی نویز ناشی از تجهیزات تصویربرداری یا خطاهای محیطی باشند. استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر مانند فیلتر گوسی (Gaussian Filtering)، فیلتر میانه‌ای (Median Filtering) یا الگوریتم‌های بهینه‌سازی کنتراست می‌تواند به کاهش نویز و افزایش وضوح تصاویر کمک کند. این وضوح بیشتر، عملکرد شبکه‌های عصبی را در شناسایی ویژگی‌های بحرانی بهبود می‌بخشد.
- نرمال‌سازی مقادیر پیکسل‌ها: تصاویر دیجیتال معمولاً دارای مقادیر پیکسلی در محدوده‌ای بین ۰ تا ۲۵۵ هستند (در حالت ۸ بیت). نرمال‌سازی این مقادیر به محدوده ۰ تا ۱ یا ۱- تا ۱ فرآیندی است که به مدل کمک می‌کند تا پردازش

داده‌ها را بهتر انجام دهد. این نرمال‌سازی می‌تواند تاثیر داده‌های پرت را کاهش دهد و سرعت همگرایی مدل را نیز بهبود ببخشد.

- تقسیم دقیق داده‌ها: داده‌ها به مجموعه‌های جداگانه‌ای تقسیم می‌شوند که شامل مجموعه‌های آموزشی (Training Set)، اعتبارسنجی (Validation Set) و آزمایشی (Testing Set) هستند. معمولاً این داده‌ها با نسبت‌هایی نظیر ۱۰/۲۰/۷۰ یا مشابه آن طبقه‌بندی می‌شوند. همچنین در مواردی خاص، داده‌افزایی (Data Augmentation) برای افزایش مصنوعی حجم داده‌ها با استفاده از تکنیک‌هایی مانند چرخش، وارونه کردن، تغییر روشنایی و زوم، انجام می‌شود تا شبکه عصبی از داده‌های متنوع‌تر و بیشتری برای یادگیری استفاده کند.

۲. طبقه‌بندی داده‌ها

پس از پیش‌پردازش داده‌ها، گام بعدی شامل کلاس‌بندی و برچسب‌گذاری دقیق تصاویر است. طبقه‌بندی نقش کلیدی در تعریف هدف شبکه و آموزش آن برای شناخت ویژگی‌های مربوط به هر دسته از داده‌ها دارد. در این مطالعه خاص، برای سرطان پروستات، تصاویر به چهار دسته شامل خوش‌خیم، بدخیم، غیرطبیعی و موارد مشکوک تقسیم شده‌اند و در مورد سرطان سینه، سه دسته خوش‌خیم، بدخیم و عادی مدنظر بوده است.

جزئیات مرتبط با مرحله‌ی طبقه‌بندی:

- برچسب‌گذاری دقیق داده‌ها: برچسب‌گذاری تصاویر معمولاً توسط متخصصین پزشکی انجام می‌شود. این مرحله تضمین می‌کند که هر تصویر به یک کلاس مشخص تعلق داشته باشد. برای برخی موارد مانند بافت‌های غیرطبیعی یا مشکوک که تعیین قطعی کلاس دشوار است، ممکن است تصاویر در دسته‌های جداگانه قرار گیرند تا بررسی بیشتری روی آن‌ها انجام شود.

- ویژگی‌یابی توسط شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN): استخراج ویژگی‌های تصویری از جمله الگوهای بافتی، ساختار رنگ‌ها، جزئیات ریز ابعادی و حتی تغییرات ریز حجمی توسط معماری‌های CNN انجام می‌شود. این معماری‌ها به شکلی طراحی شده‌اند که لایه‌های ابتدایی آن‌ها ویژگی‌هایی نظیر لبه‌ها و زاویه‌ها را استخراج می‌کنند و لایه‌های عمیق‌تر مسئول شناسایی روابط پیچیده‌تر در تصویر هستند.

- چالش‌های برچسب‌گذاری انسانی: گاهی اوقات تصاویر به دلیل کیفیت پایین یا عدم وجود تفاوت‌های واضح میان برخی کلاس‌ها، سخت‌تر برچسب‌گذاری می‌شوند. در چنین مواردی، می‌توان از تکنیک‌های یادگیری نیمه‌نظارتی (Semi-Supervised Learning) بهره گرفت که از داده‌های بدون برچسب هم برای بهبود آموزش مدل استفاده می‌کنند. همچنین همکاری تنگاتنگ متخصصان رادیولوژی یا آسیب‌شناسی بسیار ضروری است. [۶]

۳. آموزش و ارزیابی شبکه عصبی

این مرحله از اهمیت حیاتی برخوردار است، زیرا شبکه در این بخش با استفاده از داده‌های برچسب‌دار آموزش می‌بیند و سپس بر اساس معیارهای مختلف ارزیابی می‌شود تا توانایی آن در تشخیص ویژگی‌های کلیدی و طبقه‌بندی دقیق داده‌ها مشخص شود. مراحل آموزش و ارزیابی:

- آموزش مدل: شبکه عصبی با مجموعه داده‌های آموزشی تغذیه می‌شود. در هر دوره (Epoch)، وزن‌های مرتبط بین نورون‌ها بهینه‌سازی شده و به مدل اجازه داده می‌شود که الگوهای پنهان در داده‌ها را یاد بگیرد. الگوریتم‌های مختلف

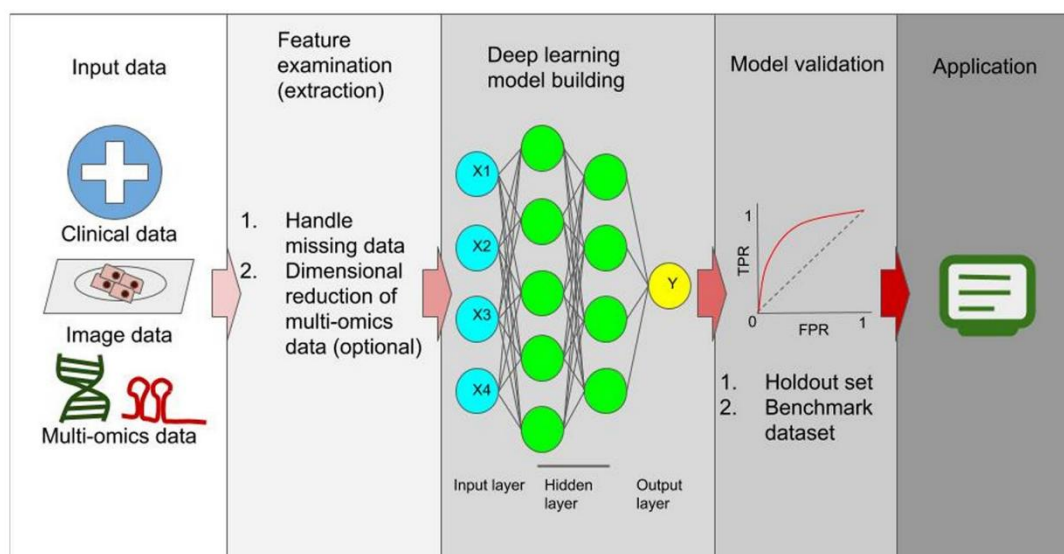
بهینه‌سازی، از جمله Adam، RMSProp یا SGD، مورد استفاده قرار می‌گیرند تا همگرایی شبکه به سمت مقادیر بهینه سریع‌تر و موثرتر انجام شود.

- تنظیم ابرپارامترها: فاکتورهایی نظیر نرخ یادگیری (Learning Rate)، تعداد لایه‌ها، تعداد نورون‌ها در هر لایه و همچنین تعداد تکرارها (Epochs) باید به دقت تنظیم شوند. استفاده از فرآیندهایی مانند کاوش شبکه‌ای ابرپارامترها (Grid Search) یا کاوش تصادفی (Random Search) کمک می‌کند تا ترکیب بهینه‌ای از این پارامترها پیدا شود. [۷]

- ارزیابی مدل

- مدل آموزشی با استفاده از مجموعه داده‌های آزمایشی ارزیابی می‌شود. معیارهایی نظیر دقت، حساسیت (Sensitivity)، ویژگی (Specificity)، شاخص F1 و منحنی ROC-AUC از جمله سنج‌هایی هستند که به کار گرفته می‌شوند تا توانایی مدل در تشخیص درست کلاس‌ها و اجتناب از اشتباهات ارزیابی گردد. [۸]

در پایان این فرآیند، مدل‌های یادگیری عمیق نه تنها می‌توانند تصاویر پزشکی را طبقه‌بندی کنند، بلکه امکان پیش‌بینی تکامل بیماری، شناسایی سریع موارد پیچیده و حتی سفارشی‌سازی درمان بر اساس تحلیل عمیق‌تر داده‌ها فراهم می‌شود. این دستاوردها نمایانگر ظرفیت فوق‌العاده یادگیری ماشین در انقلاب پزشکی است و راه را برای پیشرفت‌های بیشتر در آینده هموار می‌کند.

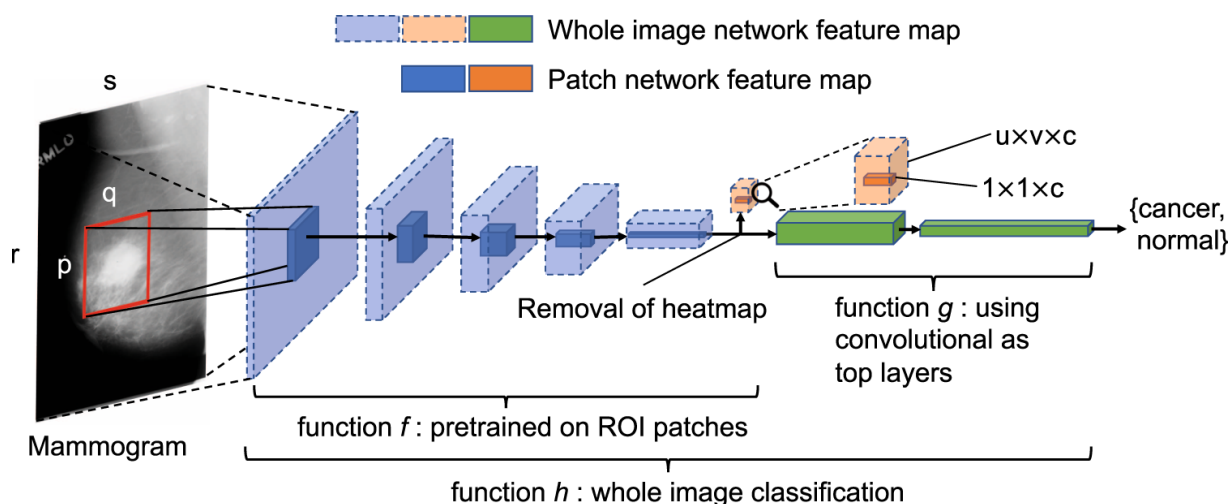


شکل ۳. گردش کار ساخت مدل‌های یادگیری عمیق برای پیش‌بینی سرطان. منابع داده‌های ورودی شامل داده‌های بالینی است که می‌تواند داده‌های متنی و/یا داده‌های ساختاری (داده‌های عددی و/یا طبقه‌بندی) باشد، تصاویر بالینی که می‌توانند اسلایدهای بافتی در رنگ آمیزی H&E یا رنگ آمیزی بافت‌شناسی ایمنی باشند. CT، MRI، و غیره و داده‌های ژنومی که می‌تواند داده‌های بیانی (یعنی داده‌های بیان mRNA، داده‌های بیان miRNA)، داده‌های توالی ژنومی (یعنی توالی ژنوم کل، داده‌های SNP، داده‌های CNA و غیره)، داده‌های اپی ژنتیکی (یعنی، داده‌های متیلاسیون) و غیره.

۳. نتایج

نتایج این تحقیق به وضوح نشان می‌دهد که یادگیری عمیق، به‌ویژه با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN)، می‌تواند به طرز قابل توجهی دقت و کارایی فرآیند تشخیص سرطان را افزایش دهد. این پیشرفت نه تنها در شناسایی دقیق‌تر و سریع‌تر سرطان‌ها تأثیرگذار است، بلکه به عنوان گامی مؤثر به‌سوی ایجاد یک سیستم خودکار و هوشمند برای تسهیل تشخیص و درمان،

ارزش قابل توجهی دارد. در این تحقیق برای سرطان پروستات و سرطان سینه، مدل‌های یادگیری عمیق نتایج امیدوارکننده‌ای به ثبت رسانده‌اند. این دستاوردها، در کنار ارتقای توانمندی پزشکان، امکان تشخیص دقیق‌تر را در شرایط پیچیده و حتی در مراحل اولیه بیماری فراهم کرده است، جایی که تشخیص به روش‌های سنتی ممکن است دشوار یا غیرممکن باشد.



شکل ۴. تبدیل یک طبقه‌بندی‌کننده پیچ به یک طبقه‌بندی‌کننده تصویر کامل قابل آموزش با استفاده از یک طراحی کاملاً پیچیده. تابع f ابتدا بر روی وصله‌ها آموزش داده شد و سپس بر روی تصاویر کامل اصلاح شد. ما ارزیابی کردیم که آیا حذف نقشه حرارتی جریان اطلاعات را از لایه‌های پایینی طبقه‌بندی‌کننده پیچ به لایه‌های کانولوشنال بالایی در کل طبقه‌بندی‌کننده تصویر بهبود می‌بخشد. ذره بین یک نسخه بزرگ شده از نقشه حرارتی را نشان می‌دهد.

۳.۱. تحلیل نتایج برای سرطان سینه

سرطان سینه یکی از شایع‌ترین انواع سرطان در زنان است که تشخیص سریع و دقیق آن، نقشی کلیدی در کاهش مرگ‌ومیر و موفقیت درمان دارد. در این پژوهش، مدل یادگیری عمیقی که برای تشخیص سرطان سینه توسعه داده شد، به دقت ۹۵.۱۳٪ دست یافت. این عدد زمانی اهمیت بیشتری پیدا می‌کند که بدانیم، روش‌های تصویربرداری اولیه نظیر ماموگرافی، در برخی موارد ممکن است به دلیل نویز بالا یا کیفیت پایین تصاویر عملکردی کمتر از این سطح داشته باشند. در ادامه به تحلیل بیشتری از نتایج می‌پردازیم:

- تشخیص مراحل اولیه سرطان سینه: مدل‌های یادگیری عمیق توانایی تحلیل تصاویر در سطح بافت را دارند که آن‌ها را به ابزار قدرتمندی برای شناسایی ضایعات بسیار کوچک یا تغییرات اولیه در بافت‌های سینه تبدیل می‌کند. مراحل اولیه سرطان معمولاً بدون علائم بالینی هستند و ممکن است توسط روش‌های سنتی تشخیص داده نشوند. مدل پیشنهادی با دقت بالای خود، پتانسیل شناسایی دقیق‌تر این مراحل را فراهم می‌آورد و به پزشکان کمک می‌کند تا درمان را زودتر آغاز کنند، که در نهایت شانس بهبودی بیمار را به طرز چشمگیری افزایش می‌دهد.
- تحلیل الگوهای پیچیده: سرطان سینه معمولاً با تغییراتی در بافت‌ها یا ایجاد الگوهای غیرمعمول در تصاویر ماموگرافی همراه است. تشخیص این تغییرات به‌ویژه در مواردی که تفاوت‌ها بسیار نامحسوس‌اند یا نویزهای تصویری مانع از دید دقیق پزشک می‌شوند، دشوار است. مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های کانولوشن قادرند این الگوهای پیچیده را بدون نیاز به دخالت مستقیم انسان به‌طور دقیق شناسایی کنند. بافت‌های خاص، لبه‌های منحنی، چگالی غیرمعمول و تغییرات ظریف در ساختار سلول‌ها از جمله ویژگی‌هایی هستند که این مدل‌ها در بررسی تصاویر به آن‌ها توجه می‌کنند.

- ارزیابی عملکرد از منظر بالینی: علاوه بر دقت ذکر شده، این مدل‌ها توانسته‌اند حساسیت (Sensitivity) بالایی را در تشخیص سرطان سینه ارائه دهند، که نشان‌دهنده توانایی مدل در شناسایی موارد مثبت واقعی در داده‌ها است. این معیار به‌ویژه در کاربردهای پزشکی اهمیت بالایی دارد، زیرا تشخیص نادرست (False Negative) ممکن است منجر به تاخیر در درمان یا حتی پیشرفت غیرقابل بازگشت سرطان شود. مدل‌ها همچنین نرخ قابل قبولی در مشخصه‌سازی (Specificity) داشته‌اند، بدین معنا که قادرند به‌خوبی موارد سالم را از موارد مبتلا متمایز کنند و از ایجاد اضطراب و درمان غیرضروری برای بیماران سالم جلوگیری کنند.
- امکان تحلیل داده‌های تاریخی: یکی از قابلیت‌های ارزشمند مدل‌های یادگیری عمیق، تحلیل تصاویر تاریخی بیماران است. این توانایی به مدل اجازه می‌دهد که روند تغییرات تدریجی در بافت‌های سینه را بررسی کند. چنین قابلیت‌هایی برای پیش‌بینی زودهنگام موارد پیش‌سرطانی (Pre-cancerous) یا ضایعات مستعد بدخیمی بسیار کاربردی است و می‌تواند به پزشکان در انجام اقدامات پیشگیرانه کمک کند. [۸-۱۰]

۳.۲. تحلیل نتایج برای سرطان پروستات

- سرطان پروستات نیز یکی از شایع‌ترین سرطان‌ها در میان مردان است. در این تحقیق، مدل یادگیری عمیق برای تجزیه و تحلیل داده‌های مرتبط با سرطان پروستات دقت ۹۵.۵٪ را ثبت کرد، که نشان‌دهنده برتری این روش نسبت به روش‌های سنتی تشخیص مانند معاینات دستی یا بررسی‌های اولیه رادیولوژیکی است. تحلیل عملکرد مدل در این حوزه عبارت است از:
- تشخیص دقیق در مراحل ابتدایی: سرطان پروستات در مراحل ابتدایی معمولاً بدون علائم است و تشخیص آن نیازمند تحلیل‌های پیچیده در سطح سلولی و بافتی است. مدل‌های یادگیری عمیق با قدرت پردازش بالای خود قادر به شناسایی تغییرات اولیه در اندازه، چگالی و ساختار بافت پروستات بودند. نتیجه این توانایی، کاهش چشمگیر مواردی است که بیماری دیر تشخیص داده می‌شوند و درمان اثربخشی کمتری خواهد داشت.
 - کاهش نرخ خطای تشخیص: یکی از مشکلات رایج در معاینات سنتی پروستات، بروز خطای انسانی و ثبت نتایج منفی کاذب (False Negative) و مثبت کاذب (False Positive) است. مدل یادگیری عمیق این مشکلات را به‌طرز محسوسی کاهش داده است. کاهش منفی کاذب منجر به شناسایی دقیق‌تر مبتلایان واقعی و کاهش مثبت کاذب باعث جلوگیری از نگرانی‌های غیرضروری بیماران سالم شده است.
 - تحلیل ویژگی‌های دقیق‌تر بافت پروستات: بافت پروستات به دلیل تراکم پیچیده و الگوهای ناهمگن و چندلایه خود، اغلب چالش‌های بزرگی برای تشخیص دقیق ارائه می‌دهد. مدل‌های یادگیری عمیق توانستند بافت‌های مدنظر را به‌گونه‌ای تحلیل کنند که ویژگی‌هایی نظیر هیپرپلازی (Hyperplasia)، ناهنجاری در بافت‌های مرکزی و پیرامونی، و تغییرات کوچک در ساختار کلی را استخراج و شناسایی کنند. در نتیجه، این مدل‌ها توانایی متمایز کردن انواع سرطان یا تغییرات خوش‌خیم از بدخیم را دارند، که در نهایت به راهنمایی بهتر پزشکان در ارائه درمان کمک می‌کند.
 - قابلیت تعمیم‌پذیری: یکی دیگر از ویژگی‌های برجسته مدل‌های توسعه‌یافته، قابلیت تعمیم‌پذیری در مواجهه با داده‌های متنوع است. این موضوع تضمین می‌کند که مدل نه تنها در داده‌های جدید، بلکه در داده‌های مختلف جمعیتی، اعم از تصاویر گرفته‌شده در شرایط متفاوت یا توسط دستگاه‌های تصویربرداری گوناگون، عملکرد خوبی خواهد داشت. این امر در کاربردهای بالینی بسیار حیاتی است. [۱۱-۱۳]

۳.۳. تأثیر کلی نتایج



نتایج حاصل از این تحقیق، نشان‌دهنده قدرت و پتانسیل قابل توجه مدل‌های یادگیری عمیق در انقلاب بخش تصویربرداری پزشکی و تشخیص سرطان است. برخی از نقاط قوت و تأثیرات کلیدی این نتایج عبارت‌اند از:

۱. بهبود قابلیت تشخیص زودهنگام: توانایی یادگیری عمیق در شناسایی تغییرات ظریف و غیرقابل‌مشاهده در تصاویر پزشکی، می‌تواند زمان تشخیص را به میزان قابل توجهی کاهش دهد و به درمان پیشگیرانه کمک کند.
۲. کاهش خطای انسانی: سیستم‌های هوش مصنوعی، برخلاف روش‌های سنتی و معاینات دستی، دچار خستگی یا عدم دقت نمی‌شوند. استفاده از این فناوری، خطاهای تشخیص انسانی را به شدت کاهش داده و باعث بهبود کیفیت خدمات درمانی می‌شود.
۳. تسهیل تصمیم‌گیری بالینی: با ارائه گزارش‌های جامع و مبتنی بر شواهد، این مدل‌ها به پزشکان امکان می‌دهند در زمان کمتر به تصمیمات بالینی دقیق‌تری دست یابند.
۴. افزایش اعتماد به سیستم‌های خودکار: مشاهده این دقت‌ها و عملکرد برجسته می‌تواند اعتماد جامعه پزشکی را به استفاده از سیستم‌های یادگیری عمیق افزایش دهد و زمینه را برای همکاری گسترده‌تر فراهم آورد.
۵. ارائه رویکردهای شخصی‌سازی‌شده: این مدل‌ها می‌توانند بر اساس تصاویر منحصربه‌فرد هر بیمار، روند پیشروی بیماری را پیش‌بینی کرده و درمان‌های شخصی‌سازی‌شده‌تری برای بیماران پیشنهاد دهند. [۱۴]

۴. بحث و بررسی

یادگیری عمیق، به‌ویژه شبکه‌های عصبی کانولوشن، در سال‌های اخیر توانسته‌اند انقلابی در حوزه تصویربرداری پزشکی و تشخیص سرطان ایجاد کنند. با وجود پیشرفت‌های قابل توجه، هنوز موانع مهمی در مسیر گسترش عملی این فناوری در محیط‌های درمانی وجود دارد. در این بخش، چالش‌ها و محدودیت‌های موجود را به همراه فرصت‌ها و راهکارهای ارتقاء بررسی می‌کنیم.

یکی از مهم‌ترین چالش‌ها، تحلیل بافت‌های پیچیده و متراکم در تصاویر پزشکی است. به‌عنوان نمونه، در ماموگرافی بیماران با تراکم بالای بافت سینه (که گاهی در بیماران جوان‌تر بیشتر دیده می‌شود)، شناسایی الگوهای مشکوک بسیار دشوار می‌شود. این مساله نه تنها عملکرد پزشکان را محدود می‌کند، بلکه حتی مدل‌های یادگیری عمیق نیز در مواردی با کاهش دقت مواجه می‌شوند. این مدل‌ها نیازمند تقویت توانایی خود در تحلیل گسترده‌تر و دقیق‌تر چنین موارد پیچیده‌ای هستند. این مشکل، لزوم طراحی معماری‌های سفارشی و الگوریتم‌های پیشرفته‌تر برای شناسایی نشانه‌های پنهان سرطان در چنین بافت‌هایی را برجسته‌تر می‌کند.

دیگر چالش عمده، وابستگی شدید به داده‌های آموزشی با کیفیت بالا و برچسب‌گذاری شده است. مدل‌های یادگیری عمیق باید با حجم بسیار زیادی از داده‌های متنوع برای «آموزش» خود تغذیه شوند تا توانایی تعمیم‌پذیری بالایی در محیط‌های واقعی داشته باشند. با این حال، دستیابی به چنین داده‌هایی با محدودیت‌های زیادی همراه است. برخی از این محدودیت‌ها عبارت‌اند از:

۱. دسترسی محدود به داده‌های پزشکی: اطلاعات پزشکی اغلب به دلیل حساسیت و مسائل مرتبط با حریم خصوصی بیماران به صورت گسترده به اشتراک گذاشته نمی‌شود. جمع‌آوری مجموعه داده‌های بزرگ و متنوع معمولاً وابسته به همکاری چندین بیمارستان و مراکز تصویربرداری است که ممکن است نیازمند قوانین، قراردادهای پروتکل‌های پیچیده باشد.



۲. کیفیت و یکپارچگی پایین داده‌ها: تصاویر پزشکی ممکن است به دلیل اختلاف در دستگاه‌های تصویربرداری، تغییر شدت نور، زاویه تصویر یا حتی وجود نویز، کیفیت متفاوتی داشته باشند. این مشکل باعث می‌شود مدل‌ها در تحلیل این تصاویر با موانعی روبرو شوند.

۳. نیاز به برچسب‌گذاری دقیق: یکی از پرهزینه‌ترین و زمان‌برترین بخش‌های تولید مدل‌های یادگیری عمیق، برچسب‌گذاری دقیق تصاویر پزشکی است. این کار غالباً به حضور رادیولوژیست‌ها و پزشکان متخصص نیاز دارد که با مشخص کردن نواحی مشکوک یا تعیین نوع ضایعه، داده‌ها را برای استفاده در آموزش مدل‌ها آماده می‌کنند. در حجم وسیع، این فرآیند هم از نظر زمانی و هم مالی بسیار پرهزینه است. [۱۵]

علاوه بر کیفیت داده‌ها، تعمیم‌پذیری مدل‌های یادگیری عمیق نیز یکی از مواردی است که باید مورد توجه قرار گیرد. بسیاری از مدل‌ها به دلیل تطابق زیاد با مجموعه داده‌های آموزشی اولیه، در مواجهه با داده‌های جدید که شرایط تصویربرداری متفاوتی (مانند دستگاه‌ها یا جمعیت‌های جدید) دارند، عملکرد دقیق و ثابتی از خود نشان نمی‌دهند. این مشکل که به عنوان «بیش‌برازش» (Overfitting) شناخته می‌شود، یکی از دلایلی است که محدودیت‌های یادگیری عمیق را در دنیای واقعی نمایان می‌کند.

شفاف نبودن مدل‌های یادگیری عمیق نیز مانعی جدی در پذیرش گسترده آنها در سیستم‌های بالینی محسوب می‌شود. مدل‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه شبکه‌های عصبی کانولوشن، اغلب به صورت جعبه سیاه عمل می‌کنند؛ به این معنی که توضیح دادن دلیل یا منطق پشت پیش‌بینی‌های مدل برای پزشکان یا بیماران دشوار است. این موضوع می‌تواند مانع از اعتماد به نتایج این مدل‌ها شود، به‌ویژه در موارد حساس تشخیص سرطان که نیازمند دلایل و شواهد قانع‌کننده هستند.

چالش دیگر به یکپارچه‌سازی این فناوری‌ها در سیستم‌های درمانی موجود برمی‌گردد. بسیاری از مراکز درمانی، به دلیل محدودیت منابع یا هزینه‌های بالا، توانایی فنی لازم برای ادغام سیستم‌های یادگیری عمیق در فرآیندهای روزمره خود ندارند. علاوه بر این، پزشکان و متخصصان نیز باید برای استفاده صحیح از این سیستم‌ها آموزش‌های لازم را ببینند و به مزایای آن پی ببرند. [۱۶]

۵. فرصت‌ها و پیشنهادات برای بهبود

برای غلبه بر چالش‌هایی که مطرح شد و بهبود عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق در تشخیص سرطان‌ها، اقدامات زیر می‌تواند موثر باشد:

۱. کیفیت داده‌ها و گسترش دسترسی به آنها:

- ایجاد کنسرسیوم‌های داده‌محور پزشکی در سطح جهانی که امکان اشتراک داده‌های غیرمتمرکز و محافظت‌شده بین پژوهشگران و مراکز پزشکی را فراهم کند. چنین کنسرسیوم‌هایی می‌توانند از فناوری بلاک‌چین برای حفاظت از اطلاعات بیماران استفاده کنند.
- استفاده از روش‌های پیشرفته برای تولید داده‌های مصنوعی، مانند شبکه‌های زایای تخاصمی (GAN)، برای تولید تصاویر پزشکی واقع‌گرایانه به منظور غنی‌سازی مجموعه داده‌های مدل.
- توسعه فریم‌ورک‌های یادگیری بدون برچسب یا نیمه‌نظارتی که بتوانند بدون نیاز به برچسب‌گذاری گسترده داده‌ها، الگوهای عمیق را از داده‌های خام استخراج کنند.

۲. توسعه مدل‌های بهتر و انعطاف‌پذیرتر:



- طراحی مدل‌های هیبریدی (چندمنظوره) که علاوه بر تحلیل تصاویر پزشکی، بتوانند سایر داده‌های بالینی همراه بیماران مانند سوابق پزشکی، آزمایش‌های خون، و داده‌های ژنومی را نیز در نظر بگیرند. این مدل‌ها می‌توانند تصمیم‌گیری‌های طبی شخصی‌سازی شده‌تری ارائه دهند.
- تمرکز بر الگوریتم‌های سازگار با داده‌های محدود و استفاده از یادگیری انتقالی (Transfer Learning)، برای بهبود عملکرد مدل‌ها در موقعیت‌هایی که اطلاعات کافی در دسترس نیست.
- بهره‌گیری از مکانیزم‌های پیشرفته توجه (Attention Mechanisms) برای هدایت بیشتر تمرکز مدل روی نواحی مهم تصویر پزشکی.

۳. ایجاد قابلیت توضیح‌پذیری (Explainability):

- توسعه ابزارهایی مانند Grad-CAM یا سایر تکنیک‌های مشابه، برای شناسایی مناطق حساس تصاویر که بر پیش‌بینی مدل تأثیر گذاشته‌اند.
- افزودن شواهد و توضیحات کتبی یا بصری به پیش‌بینی‌های مدل، به‌طوری که پزشکان به راحتی توانایی قضاوت یا بازبینی نتایج را داشته باشند.
- طراحی مدل‌هایی با معماری «قابل توضیح»، که فرآیندهای تصمیم‌گیری آنها شفاف و برای کاربران قابل درک باشد.

۴. زیرساخت‌های آموزشی و فنی:

- فراهم کردن دوره‌ها و کارگاه‌های آموزشی برای پزشکان و متخصصان تصویربرداری، به‌منظور یادگیری نحوه کار با مدل‌های یادگیری عمیق و فهم خروجی‌های آنها.
- ادغام سیستم‌های هوش مصنوعی در ابزارهای موجود پزشکی، مانند نرم‌افزارهای تصویربرداری یا سامانه‌های الکترونیک سلامت، برای کاهش پیچیدگی و هزینه اجرا.
- ایجاد بسترهای آزمایشی در بیمارستان‌ها برای استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق در کنار متخصصان انسانی، پیش از تصمیم برای اجرای گسترده آنها.

۵. ارتقای قوانین و استانداردها:

- ایجاد دستورالعمل‌های مشخص و استاندارد برای ارزیابی عملکرد مدل‌های تشخیص سرطان در محیط‌های عملی. این استانداردها باید برپایه ارزیابی‌های چندمرکزی و با استفاده از داده‌های واقعی بیماران بنا شوند.
- ایجاد چارچوب‌های اصولی و اخلاقی که تضمین کند مدل‌ها به‌صورت پایدار، دقیق و بی‌طرفانه عمل می‌کنند.

۶. نتیجه‌گیری

علی‌رغم چالش‌های موجود، یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی کانولوشن در مسیر تبدیل شدن به ابزاری انقلابی برای تشخیص سرطان‌ها قرار گرفته‌اند. این فناوری‌ها تاکنون توانسته‌اند در بسیاری از موارد، دقت تشخیص و سرعت تحلیل تصاویر پزشکی را افزایش دهند، اما برای بهره‌گیری کامل از پتانسیل آنها در محیط‌های عملی، نیاز به توسعه در ابعاد مختلفی وجود دارد.



سرمایه‌گذاری در گسترش کیفیت داده‌ها، توسعه معماری‌های پیشرفته‌تر، ایجاد سیستم‌های قابل اعتماد و شفاف، و آموزش دقیق پزشکان و متخصصان، گامی حیاتی در دستیابی به این هدف است. با انجام این اقدامات، فناوری یادگیری عمیق می‌تواند به ابزاری قابل اتکا برای تشخیص به‌موقع سرطان، کاهش نرخ مرگ‌ومیر، و بهبود کیفیت زندگی بیماران تبدیل شود. این پیشرفت نه فقط یک تحول فناورانه، بلکه فرصتی است برای کاهش بار بیماری‌های کشنده و ارائه خدمات پزشکی پیشرفته‌تر و انسان‌محورتر در قرن حاضر.

منابع

- 1- Guo Y, Liu Y, Oerlemans A, Lao S, Wu S, Lew MS. Deep learning for visual understanding: A review. *Neurocomputing*. 2016 Apr 26;187:27-48.
- 2- Ralph DJ, Wylie KR. Ejaculatory disorders and sexual function. *BJU international*. 2015 Jun 1;95(9):1181-6.
- 3- Wang D, Foran DJ, Ren J, Zhong H, Kim IY, Qi X. Exploring automatic prostate histopathology image gleason grading via local structure modeling. In *Engineering in Medical and Biology Society (EMBC), 2015 37th Annual International Conference of the IEEE* 2015 Aug 25 (pp.2649-2652) IEEE.
- 4- Gleason DF. Histological grading and clinical staging of prostatic carcinoma. *Urologic pathology. The prostate*. 1977;171.
- 5- O'Dowd GJ, Veltri RW, Miller MC, Strum SB. The Gleason score: A significant biologic manifestation of prostate cancer aggressiveness on biopsy. *PCRI Insights*. 2001 Jan;4(1):1-5.
- 6- Spanhol FA, Oliveira LS, Petitjean C, Heutte L. A dataset for breast cancer histopathological image classification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2016 Jul;63(7):1455-62.
- 7- Al-Masni MA, Al-Antari MA, Park JM, Gi G, Kim TY, Rivera P, Valarezo E, Han SM, Kim TS. Detection and classification of the breast abnormalities in digital mammograms via regional Convolutional Neural Network. In *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2017 39th Annual International Conference of the IEEE* 2017 Jul 11 (pp. 1230-1233). IEEE.
- 8- Onan A. A fuzzy-rough nearest neighbor classifier combined with consistency-based subset evaluation and instance selection for automated diagnosis of breast cancer. *Expert Systems with Applications*. 2015 Nov 15;42(20):6844-52.
- 9- Printz C. Breast cancer detection rate with ultrasound comparable to mammography. *Cancer*. 2016 May 15;122(10):1475-.
- 10- Arel I, Rose DC, Karnowski TP. Deep machine learning-a new frontier in artificial intelligence research [research frontier]. *IEEE computational intelligence magazine*. 2010 Nov;5(4):13-8.
- 11- Kim P. MATLAB Deep Learning: With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence. 2017.
- 12- . Schmidhuber, J., "Deep Learning," *Scholarpedia*, Vol. 10, No. 11, pp. 328-343, 2015.
- 13- K. Jafari-Khouzani and H. Soltanian-Zadeh, "Multiwavelet grading of pathological images of prostate," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 50, pp - .2003 ,604 696.
- 14- <http://www.mammoimage.org/databases/>.
- 15- Gorelick L, Veksler O, Gaed M, Gómez JA, Moussa M, Bauman G, Fenster A, Ward AD. Prostate histopathology: Learning tissue component histograms for cancer detection and classification. *IEEE transactions on medical imaging*. 2013 Oct;32(10):1804-18.
- 16- Arya C, Tiwari R. Expert system for breast cancer diagnosis: a survey. In *Computer Communication and Informatics (ICCCI), 2016 International Conference on* 2016 Jan 7 (pp. 1-9). IEEE.



1st International Conference on
Artificial Intelligence
in the Era of Digital Transformation

Event Place: Tbilisi, Georgia

www.Aicnf.ir

اولین کنفرانس بین المللی

هوش مصنوعی در عصر تحول دیجیتال | گرجستان



1st International Conference on Artificial Intelligence in the Era of Digital Transformation

PUBLISH IN JOURNALS

INTERNATIONAL CERTIFICATION