دوفصلنامه محاسبات و سامانه های توزیع شده
سال ششم، شماره ۱، شماره پیاپی ۱۱، صفحه ۱۰۴ تا ۱۱۷، سال ۱۴۰۲

پیش‌بینی سرطان پوست مدلی جهت طبقه‌بندی با الگوریتم شبکه عصبی کانولوشن بهبودیافته

سمیه کدخدا ده‌خانی[1]

[1]فارغ التحصیل مقطع کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی و رباتیکز از دانشگاه پیام نور مرکز بین الملل قشم
emailsk65@gmail.com

چکیده

تشخیص زودهنگام سرطان پوست یکی از مهم‌ترین عوامل بهبودی بیماران است. در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های چشمگیری درزمینه‌ی هوش مصنوعی و به‌ویژه یادگیری عمیق، منجر به توسعه روش‌های نوینی برای تشخیص خودکار بیماری‌ها شده است. یکی ازاین‌روش‌ها، استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن برای طبقه‌بندی تصاویر پزشکی است در واقع ایجاد یک روش یادگیری ماشین که بتواند ضایعات پوستی رنگ دانه‌دار، هم بدخیم و هم خوش‌خیم را طبقه‌بندی کند، گامی در جهت دستیابی به اهداف این پژوهش است. برای این منظور، به دنبال روش‌های جدید و مؤثرتر در تشخیص سرطان پوست بوده‌اند. یکی ازاین‌روش‌ها استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنی است که به‌طور گسترده درزمینه‌ی تصویربرداری پزشکی و تشخیص بیماری‌ها مورداستفاده قرار می‌گیرد. استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی بهبودیافته در طبقه‌بندی سرطان پوست، نه‌تنها دقت تشخیص را افزایش می‌دهد، بلکه می‌تواند به‌عنوان یک ابزار کمکی مؤثر برای پزشکان و متخصصان پوست در فرایند تشخیص و درمان این بیماری عمل کند. در این پژوهش یک مدل پیش-بینی سرطان پوست روشی جهت طبقه‌بندی با الگوریتم شبکه عصبی کانولوشن بهبودیافته پیشنهاد می‌شود. در روش پیشنهادی، با استفاده از لایه‌های کانولوشن و لایه‌های کاملاً متصل، توانایی استخراج ویژگی‌های مهم از تصاویر پوستی را دارد و سپس با استفاده از لایه طبقه‌بندی SoftMax ، تصاویر را به دودسته سرطانی و غیرسرطانی تقسیم می‌کند. نتایج شبیه سازی روش پیشنهادی دارای دقت (۹۹٪) بوده که این بدان معنی است که این روش به‌طور متوسط عملکرد مناسبی را را در تولید نتایج صحیح میتواند داشته باشد.

تاریخچه مقاله:
تاریخ ارسال: ۱۴۰۲/۰۲/۱۰
تاریخ اصلاحات: ۱۴۰۲/۰۵/۲۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۱۱
تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۰۶/۳۰
ایمیل نویسنده مسئول:emailsk65@gmail.com

۱ – مقدمه

سرطان نوینی که امروزه رو به افزایش است سرطان پوست می‌باشد که در مراحل ابتدایی به‌طور کامل قابل‌پیشگیری و بهبود است. اگر در اوایل ابتلا درمان نشود به پوست بدن نفوذ خواهد کرد و باعث درگیری بافت های بیشتری از بدن خواهد شد؛ بنابراین تشخیص زودهنگام سرطان پوست دارای اهمیت ویژه‌ای می‌باشد زیرا درمان و پیشگیری آن موجب کم شدن مرگ بشریت می‌شود. شناسایی نوع سرطان از سوی اطبا بسیار قابل‌اطمینان می‌باشد قابل‌ذکر است که زمان‌بر خواهد بود. درموسکوپی یک راه غیرتهاجمی که بر مبنای استنتاج چشمی می‌باشد که به متخصصان برای شناسایی و بررسی عوارض پوستی کمک خواهد کرد. مراحل شناسایی این نوع سرطان در اوایل بسیار سخت می‌باشد. اما امروز با علم جدید تکنولوژی به‌عنوان پردازش تصویر دیجیتال با استفاده از رایانه، پزشکان متخصص برای شناسایی دقیق عوارض پوستی به نتایج بهتری رسیده‌اند. در عصر حاضر هوش مصنوعی با روش‌های الگوریتم‌های مختلف یادگیری عمیق و انواع شبکه‌های عصبی پیشرفت بزرگی برای شناسایی و طبقه‌بندی تصاویر برای درمان بیماری‌ها ایجاد کرده‌اند. این شبکه‌ها با یادگیری ویژگی به شکل سلسله مراتبی تصاویر پزشکی مورد تحلیل قرار می‌دهند.

شبکه‌های عصبی عمیق یک نوع شبکه عصبی مصنوعی با لایه‌های متعددی بین ورودی و خروجی هستند و تلاش دارند

تا روابط سطح بالای موجود در داده‌ها را مدل نمایند و کاربردهای متعددی درزمینه‌ی پزشکی، ماشین‌های خودکار، دسته‌بندی تصاویر و ... دارند. یادگیری عمیق که به دودسته‌ی با نظارت و بدون نظارت تقسیم می‌شود، در شبکه‌های متعددی مورداستفاده قرار گرفته است یکی از مهم‌ترین شبکه‌های عمیق، شبکه عصبی پیچشی یا کانولوشن است. این شبکه یک الگوریتم یادگیری عمیق است که بیشتر بر روی داده‌های چندبعدی مانند تصاویر، مورداستفاده قرار می‌گیرد و در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های دسته‌بندی در شبکه‌های عمیق به پیش‌پردازش[1] کمتری بر روی داده‌های ورودی نیاز دارد که درواقع با آموزش دیدن به‌اندازه کافی، توانایی فراگیری ویژگی‌های داده ورودی را به دست می‌آورد. معماری این شبکه مشابه با الگوی اتصال نورون‌ها در مغز انسان است و از سازمان‌دهی قشر بصری[2] در مغز الهام گرفته شده است.هر نورون به محرک‌ها تنها در منطقه محدودی از میدان بصری که تحت عنوان میدان تأثیر[3] شناخته شده است پاسخ می‌دهد و مجموعه‌ای از این میدان‌ها برای پوشش دادن کل ناحیه بصری با یکدیگر همپوشانی دارند. امروزه شبکه‌های CNN به دلیل کارایی بالای که دارند، یکی از علل اصلی همه‌گیر شدن شبکه‌های یادگیری عمیق هستند. بااین‌حال، آن‌ها دارای یک سری محدودیت‌ها و نقایص اساسی هستند به‌طورکلی، یک شبکه عصبی کانولوشن از سه نوع لایه اصلی تشکیل می‌شود که عبارت‌اند از لایه کانولوشن، لایه ادغام[4] و لایه تماماً متصل[5] که هرکدام از این لایه‌های مختلف وظایفی را انجام می‌دهند. استفاده از لایه‌های کانولوشن باعث می‌شود که وابستگی سطری و ستونی پیکسل‌های تصویر در لایه اول و همچنین وابستگی ویژگی‌های سطح بالاتر در لایه‌های بالاتر در نظر گرفته شود. بااین‌حال، با استفاده از لایه ادغام در لایه‌های بالاتر، از قدرت یادگیری شبکه با توجه به وابستگی مکانی ویژگی‌ها کاسته می‌شود. به‌عبارت‌دیگر در لایه‌های انتهایی شبکه، مجموعه‌ای از ویژگی‌ها وجود دارند که مشخص نیست، ویژگی استخراج‌شده دقیقاً به کدام قسمت از تصویر مربوط است. استفاده از لایه ادغام در این شبکه‌ها صرفاً تضمین‌کننده این موضوع است که اگر تصویر در یک زاویه دید، کمی تغییر کند، شبکه می‌تواند همچنان پاسخ مناسبی را در مورد این تصویر ارائه کند استفاده از شبکه‌های کانولوشن یا CNN انقلاب عظیمی در شبکه‌های عصبی یادگیری عمیق ایجاد کرده است که از نمونه‌های آن می‌توان به تجزیه‌وتحلیل داده‌های پزشکی که از اهمیت بالایی برخوردار هستند، اشاره کرد. به‌عنوان‌مثال، بهبود کارایی در روش‌های رادیولوژی و کاهش دوز دارویی در MRI میزان کنتراست زیاد است ، بدون کاهش قابل‌توجه در کیفیت تصویر از نمونه این تحلیل‌های پزشکی با استفاده از CNN هستند. سرطان پوست تقریباً از هر سلول بدن ممکن است ایجاد شود،اما سلول‌های خاص مستعد ابتلا به سرطان هستند و پوست از این قاعده مستثنا نیست بیشتر سرطان‌های پوستی از سلول‌های غیر رنگدانه‌ای ایجاد می‌شود مانند دو سرطان شایع پوستی با نام سرطان سلول پایه‌ای و سرطان سلول سنگفرشی. اما سرطان پوس ، یک تومور بدخیم پوستی با منشأ سلول‌های ملانوسیت است. در این پژوهش به بررسی طبقه‌بندی سرطان پوست با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن بهبودیافته پیشنهاد میشود.

۲ - اهمیت و ضرورت پژوهش

تحقیق درزمینه‌ی طبقه‌بندی سرطان پوست از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است به دلایل زیر:

- ۱.**تشخیص زودهنگام و درمان مؤثر:** یکی از اهداف اصلی تحقیقات درزمینه‌ی طبقه‌بندی سرطان پوست، تشخیص زودهنگام بیماری و ارائه روش‌های درمان مؤثر است. با توسعه الگوریتم‌های طبقه‌بندی دقیق و قابل‌اعتماد، امکان تشخیص سرطان پوست در مراحل ابتدایی و متوقف کردن گسترش آن فراهم می‌شود، که این امر می‌تواند به درمان مؤثرتر و بهبود پیش‌آگاهی بیماران کمک کند.
- ۲ .**کاهش هزینه‌های بهداشتی:** تشخیص زودهنگام سرطان پوست و جلوگیری از گسترش آن می‌تواند به کاهش هزینه‌های مربوط به درمان و مداخلات پزشکی مربوط

[1] Pre-processing
[2] Visual Cortex
[3] Receptive Field
[4] Pooling
[5] Fully Connected

به بیماران کمک کند. با ارتقاء روش‌های طبقه‌بندی و تشخیص، می‌توان هزینه‌های درمانی را کاهش داد و منابع بهداشتی را به شکل مؤثرتری استفاده کرد.

- **۳ ارتقاء سلامت عمومی:** تحقیقات درزمینه‌ی طبقه‌بندی سرطان پوست می‌تواند به افزایش آگاهی عمومی از علائم و عوامل خطرساز برای این بیماری کمک کند. اطلاعات بیشتر و دقیق‌تر درباره روش‌های پیشگیری، تشخیص و درمان می‌تواند به جامعه کمک کند تا سلامت پوست خود را حفظ کند و بیماری را پیشگیری کند.
- **۴ .پیشرفت در تکنولوژی پزشکی:** تحقیقات درزمینه‌ی طبقه‌بندی سرطان پوست باعث پیشرفت تکنولوژی‌های پزشکی مرتبط با تصویربرداری پوست، تحلیل تصاویر پوست، و استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری عمیق می‌شود. این پیشرفت‌ها می‌تواند بهبودی در دقت و سرعت تشخیص، کاهش هزینه‌های تشخیص و درمان، و افزایش بهره‌وری در بخش بهداشت و درمان را به همراه داشته باشد.

به‌طورکلی، تحقیقات درزمینه‌ی طبقه‌بندی سرطان پوست نه‌تنها به بهبود تشخیص و درمان این بیماری کمک می‌کند، بلکه به بهبود سلامت عمومی جامعه و پیشرفت در حوزه پزشکی نیز کمک می‌کند.

۳ – کارهای مرتبط

روش «یادگیری چندوظیفه‌ای با شبکه‌های عصبی کانولوشنال» در تحقیقی مورد بررسی قرار گرفت که خوشبختانه یک یکپارچگی موفق یادگیری چندوظیفه‌ای و شبکه عصبی وجود دارد. در این پژوهش نوآوری‌هایی صورت گرفته که ابتدا یادگیری عمیق چندوظیفه‌ای و شبکه عصبی کانولوشن برای تشخیص همپوشانی چهره اعمال شده است. شبکه عصبی کانولوشن شامل دو شبکه، اولین شبکه کانولوشن مبتنی بر ناحیه (تشخیص بالاتنه فرد) و شبکه دوم دارای چندوظیفه‌ای (جدا کردن چهره از تصویر). طبق نتایج شبکه عصبی کانولوشن را می‌توان با یادگیری عمیق چندوظیفه‌ای ترکیب نمود. نوآوری دوم این است که یادگیری عمیق چندوظیفه‌ای و شبکه عصبی کانولوشن برای تشخیص مشترک لوگوهای وسایل نقلیه و پیش‌بینی ویژگی‌های آن‌ها استفاده‌شده است. ازنظر بهبود عملکرد وظایف، دو طرح یادگیری عمیق چندوظیفه‌ای پیشنهاد شده است. ثالثاً یک روش برای طراحی چارچوب یادگیری عمیق چندوظیفه‌ای کانولوشنال پیشنهاد شده است که کارایی را بهبود می‌بخشد. ارزیابی بر روی دیتاست‌های دسته‌بندی چند کلاسه (MNIST و Cifar10) و دیتاست‌های پیش‌بینی چند برچسب دار نشان می‌دهند که مدل‌های تولیدشده توسط روش پیشنهادی کارایی عالی دارند[۱].

روش «مدل‌های شبکه عصبی کانولوشن برای پیش‌بینی نوع سرطان بر اساس داده‌های بیان ژن» در تحقیقی ارائه شده که پیش‌بینی دقیق نوع سرطان برای معالجه آن بسیار مهم می‌باشد. ژن‌های مارکر(نشانگر) اصلی را با این مدل پیش‌بین استخراج نمودند. با تحقیقات زیادی با مدل‌های یادگیری ماشین انجام شده است. اما هیچ‌کدام از پژوهش‌های اخیر اثرات بافت سرطانی اولیه را مدنظر قرار نداده‌اند که باعث به وجود آوردن اختلال در شناسایی و ارزیابی نشانگرهای سرطانی می‌شود[۲].

روش «بررسی یادگیری انتقالی با کمک شبکه‌های عصبی کانولوشن برای پیش‌بینی سرطان با استفاده از داده‌های بیان ژن، با استفاده از دیتاست Pan-Cancer» نیز ارائه شده که در آن آموزش معماری شبکه عصبی کانولوشن برای پیش‌بینی سرطان بر روی زیرمجموعه‌ای متشکل از هزاران نمونه بیان ژن از ۳۱ نوع تومور انجام شد. معماری حاصله سپس برای پیش‌بینی سرطان ریه، تنظیم شد. اعمال شبکه‌های کانولوشنال برای داده‌های بیان ژن دارای محدودیت‌های بسیاری است که ناشی از ماهیت غیرساختاریافته این داده‌ها می‌باشد. به همین منظور در این مقاله یک متدولوژی برای بازآرایی داده‌های توالی RNA-seq با تبدیل نمونه‌های RNA-seq به تصاویر بیان ژن پیشنهاد شده است که به‌موجب آن شبکه‌های کانولوشن قادرند ویژگی‌های سطح بالا را استخراج نمایند. نتایج نشان داده است که روش پیشنهادی توانسته است

پیش‌بینی پیشروی سرطان ریه را در مقایسه با روش‌های دیگر یادگیری ماشین بهبود ببخشد[۳].

روش شبکه عصبی کانولوشن عمیق چندوظیفه‌ای برای تشخیص سرطان در تحقیقی ارائه شد که نویسندگان مقاله معتقد بودند، استفاده از تکنیک‌های محاسباتی به‌خصوص روش‌های یادگیری عمیق به‌منظور تسهیل و بهبود تشخیص سرطان یک زمینه مهم و امیدوارکننده است. امروزه داده‌های بیان ژن به‌صورت گسترده برای آموزش در شبکه عصبی عمیق برای تشخیص دقیق سرطان استفاده‌شده‌اند. بااین‌حال چنانچه یک تومور خاص بیان‌های ژن ناکافی داشته باشد، شبکه‌های عصبی عمیق آموزش‌دیده ممکن است منجر به عملکرد تشخیص بد سرطان شود. در این مقاله، روش یادگیری عمیق چندوظیفه‌ای(MTDL) برای حل مسئله ناکافی بودن داده‌ها به‌کاربرده شده است. یادگیری عمیق چندوظیفه‌ای می‌تواند عملکرد تشخیص سرطان را حتی در صورت ناکافی بودن داده‌های بیان ژن تقویت نماید. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که یادگیری عمیق چندوظیفه‌ای، توانسته است عملکرد تشخیص ۱۲ نوع سرطان را بهبود ببخشد[۴]

روش دسته‌بندی و قطعه‌بندی چندوظیفه‌ای برای تشخیص سرطان سینه بر اساس ماموگرافی، در تحقیقی ارائه شد و نویسندگان مقاله چنین بیان نمودند که یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی کانولوشن(ConvNets) اخیراً عملکردهای چشمگیری برای کاربردهای بینایی نشان داده‌اند. همچنین شبکه‌های عصبی کانولوشن برای تحلیل تصاویر پزشکی و تشخیص در ماموگرافی به‌صورت موفقت آمیز به‌کاربرده شده است. چالش اصلی حیطه پزشکی مربوط به جمع‌آوری مقادیر زیادی داده می‌باشد که نیاز به تخصص زیادی برای برچسب‌گذاری داده دارد. دیتاست های متنوعی برای سرطان سینه استفاده می‌شوند. ازجمله دیتاست DDSM که در این مقاله استفاده‌شده است. برای بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی کانولوشن در این مقاله از رویکرد یادگیری چندوظیفه‌ای استفاده‌شده است که وظایف قطعه‌بندی و دسته‌بندی را ترکیب نموده است. معماری شبکه عصبی کانولوشن بر اساس شبکه‌های تماماً کانولوشن(FCN) می‌باشد. این مدل شبکه عصبی بر روی دیتاست DDSM با وظایف دسته‌بندی سرطان و قطعه‌بندی پیکسل با ۵ کلاس اعمال شده است. نتایج نشان داد که آموزش اشتراکی قادر به یادگیری کارآمد بازنمایی‌های اشتراکی برای هر دو وظیفه می‌باشد. همچنین آموزش مشترک وظایف دسته‌بندی و قطعه‌بندی، همکاری بهتر بین وظایف را فراهم نموده است[۵].

روش یادگیری چندوظیفه‌ای برای تشخیص و دسته‌بندی سرطان پستان در تصاویر ماموگرافی غربالگری ارائه شد که نویسندگان مقاله چنین بیان نمودند که غربالگری سرطان پستان روش مؤثر و کارآمدی برای شناسایی سرطان پستان در زنان می‌باشد. بااین‌حال تمامی آزمایشات توسط رادیولوژیست‌ها در تصویربرداری پستان قرائت نمی‌شوند و درنتیجه سرطان پستان به‌درستی تشخیص داده نمی‌شود. روش یادگیری عمیق ابزار ارزشمندی برای حمایت از این تصمیم‌گیری حیاتی می‌باشد. ارزیابی دقیق سرطان پستان نیاز به تشخیص یافته‌های ناهنجار و تصمیم‌گیری صحیح برای تصویربرداری اضافی(دسته‌بندی تصویر) دارد. در این مقاله یک رویکرد یادگیری چندوظیفه‌ای پیشنهاد شده است. شبکه عصبی برای دو وظیفه تشخیص شیء و دسته‌بندی تصویر، آموزش داده‌شده است. نتایج نشان می‌دهد که این رویکرد قادر است به رادیولوژیست‌ها در غربالگری پستان یاری نمایند[۶].

یک روش جدید مبتنی بر یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی ضایعات پوستی پیشنهاد شده است که به استخراج تفاوت‌های ظریف بین این ضایعات در سطح پیکسل برای دسته‌بندی با دقت بالا کمک می‌کند. به‌عنوان اطلاعات پایه برای ویژگی‌های یک تصویر درموسکوپی (تصویری با بزرگنمایی بالا از پوست)، ۵۰ ویژگی مختلف بر اساس ویژگی‌های لبه، رنگ و بافت تصویر ضایعه پوستی استخراج می‌شود. برای استخراج ویژگی‌های لبه، از الگوریتم تحلیل خطوط قطعه‌ای استفاده می‌شود که در آن اطلاعات بصری تصویر درموسکوپی به‌دقت بر اساس واحدهای پیکسل آنالیز شده و به یک الگوی ساختاری تبدیل می‌شود. در مورد ویژگی‌های رنگ ضایعات پوستی، تصویر درموسکوپی به چندین مدل رنگی مختلف تبدیل می‌شود و ویژگی‌ها با تجزیه‌وتحلیل هیستوگرام‌هایی که اطلاعات مربوط به توزیع شدت پیکسل‌ها را نشان می‌دهند، به دست می‌آیند. سپس، ویژگی‌های بافت با استفاده از الگوریتم اندازه‌گیری انرژی بافت لازم استخراج می‌شوند.داده‌های ویژگی (۵۰ × ۲۵۶) که از طریق فرآیند استخراج ویژگی در بالا تولید می‌شوند، برای طبقه‌بندی ضایعات پوستی از طریق یک مدل طبقه‌بندی مبتنی بر لایه‌های کانولوشن تک‌بعدی (۱ بعدی) استفاده می‌شوند. ازآنجایی‌که معماری مدل طراحی‌شده شامل لایه‌های کانولوشن موازی تک‌بعدی است، ویژگی‌های دقیق تصویر درموسکوپی را می‌توان با استفاده از پارامترهای مختلف شناسایی کرد.برای

ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، از مجموعه داده‌های همکاری بین‌المللی تصویربرداری پوستی ۲۰۱۷ و ۲۰۱۸ استفاده شد. مقایسه نتایج به‌دست‌آمده توسط مدل‌های طبقه‌بندی شناخته شده و سایر مدل‌های گزارش‌شده در منابع علمی، برتری مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد. علاوه بر این، روش پیشنهادی به دقتی بیش از ۸۸ درصد دست می‌یابد[۷].

در تحقیقی دقت طبقه‌بندی الگوریتم‌های یادگیری ماشین و مدل‌های شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) مورد تجزیه‌وتحلیل قرار گرفته است. این نتیجه حاصل‌شده است که شبکه عصبی کانولوشنشی در مقایسه با سایر الگوریتم‌های یادگیری ماشینی پیاده‌سازی شده در این کار، دقت بهتری را ارائه می‌کند. در سیستم پیشنهادی، بالاترین دقتی که به‌دست‌آمده، ۹۵.۱۸٪ با مدل CNN است. این پژوهش به شناسایی زودهنگام هفت دسته بیماری پوستی کمک می‌کند و پزشکان می‌توانند آن‌ها را به‌درستی تأیید و درمان کنند[۸]

یک روش رایانه‌ای کاملاً خودکار برای طبقه‌بندی ضایعات پوستی پیشنهاد شد که از ویژگی‌های عمیق بهینه‌شده از تعدادی از CNN های شناخته‌شده و از سطوح تجرید (انتزاع) مختلف استفاده می‌کند. از سه مدل عمیق پیش آموزش‌دیده به نام‌هایAlexNet ، VGG16و ResNet-18 به‌عنوان تولیدکننده ویژگی‌های عمیق استفاده شد. سپس ویژگی‌های استخراج‌شده برای آموزش طبقه‌بندی کننده‌های ماشین بردار پشتیبان استفاده شدند. در مرحله نهایی، خروجی‌های طبقه‌بندی کننده‌ها برای به دست آوردن یک طبقه‌بندی نهایی ترکیب شدند. این روش با ارزیابی بر روی ۱۵۰ تصویر اعتبارسنجی شده از چالش طبقه‌بندیISIC 2017 ، عملکرد طبقه‌بندی بسیار خوبی را نشان داد و برای طبقه‌بندی ملانوما (نوعی سرطان پوست) به زیر منحنی راه‌یاب عملیاتی گیرنده (ROC)معادل ۸۳.۸۳٪ و برای طبقه‌بندی کراتوز سبورئیک (نوعی بیماری پوستی خوش‌خیم) به ۹۷.۵۵٪ دست پیدا کرد[۹].

مطالعه کاملی از روش‌های تشخیص بیماری‌های پوستی از پوست سالم در تحقیقی ارائه شد. این بررسی به متخصصان برای ایجاد مدل‌های مؤثر جهت شناسایی خودکار پوست بیمار از تصاویر پوست سالم کمک می‌کند.درنهایت، فرآیند بخش‌بندی و طبقه‌بندی با استفاده از آخرین تکنیک‌های یادگیری ماشین در بررسی تصاویر شناخته شده بیماری‌های پوستی موردتحقیق قرار می‌گیرد و همچنین به مشکلات تجزیه‌وتحلیل بیماری‌های پوستی با استفاده از مجموعه داده‌های ISIC 2018 و ۲۰۱۹ اشاره می‌شود[۱۰].

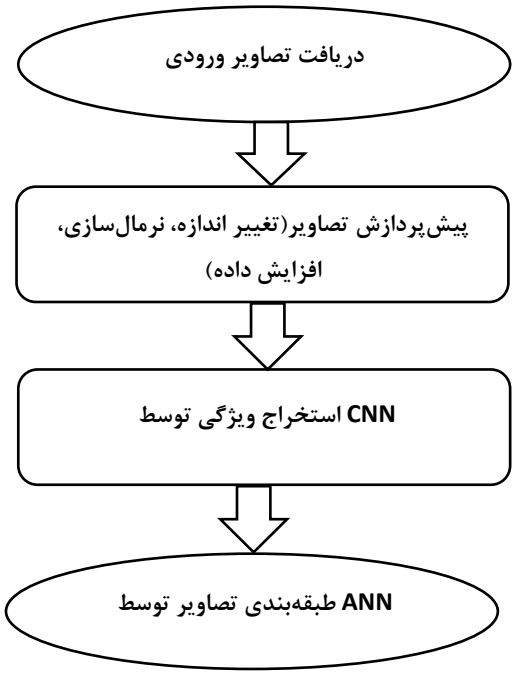
بر خلاف کارهای موجود، یک روش جدید یادگیری ویژگی سطح میانی برای کار طبقه‌بندی ضایعات پوستی پیشنهاد شد. در این روش، ابتدا بخش‌بندی ضایعات پوستی برای تشخیص مناطق موردنظر در تصاویر آن‌ها انجام می‌شود. سپس، از شبکه‌های عصبی از پیش آموزش داده شده مانند ResNetو DenseNet به‌عنوان استخراج‌کننده ویژگی برای تصاویر ROI استفاده می‌شود.این روش به‌جای استفاده مستقیم از ویژگی‌های استخراج‌شده به‌عنوان ورودی طبقه‌بندی‌ها، با استفاده از روابط بین نمونه‌های مختلف تصویر بر اساس یادگیری متریک فاصله، به بازنمایی ویژگی‌های سطح میانی دست می‌یابد. بازنمایی ویژگی آموخته‌شده یک توصیفگر افتراقی نرم است که تحمل بیشتری نسبت به نمونه‌های سخت دارد و ازاین‌رو در برابر تفاوت زیاد درون کلاسی و شباهت بین کلاسی مقاوم‌تر است. نتایج آزمایشگاهی برتری ویژگی‌های سطح میانی پیشنهادی را نشان می‌دهد و روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌های مبتنی بر CNN موجود، به عملکردی در سطح پیشرفته دست می‌یابد[۱۱].

در روشی یک مدل یادگیری ترکیبی مبتنی بر میانگین وزنی برای طبقه‌بندی هفت نوع ضایعه پوستی پیشنهاد شد. از پنج مدل شبکه عصبی عمیق به نام‌های ResNeXt، SeResNeXt، ResNet، Xception و DenseNet به‌عنوان پایه این مجموعه استفاده شد. برای آموزش و ارزیابی مدل‌های خود، از مجموعه‌ای شامل ۱۸،۷۳۰ تصویر درموسکوپی که از مجموعه داده‌های رسمی Human Against Machine (HAM10000) و ISIC 2019 به همراه توازن کلاس، حذف نویز و تکنیک افزایش داده به‌دست‌آمده است، استفاده شد. با استفاده از روش جستجوی گرید، بهترین ترکیب‌های مدل‌های پایه در مجموعه

را پیدا کردند و تأثیر هر مدل پایه را برای میانگین نرخ فراخوان (Recall) بهینه کردند[۱۲]،

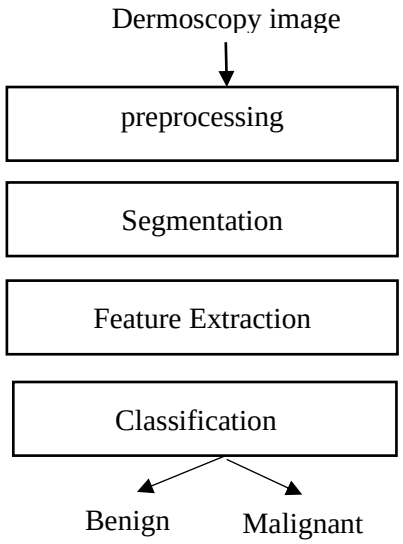
۵- گام‌های مهم در پیش بینی بیماری پوستی

سرطان در اصل یک بیماری سلولی است و درواقع هر بدخیمی از یک سلول یا گروهی از سلول‌ها منشأ می‌گیرد، این بیماری شامل فرایندی می‌باشد که طی آن سلول‌ها دچار تغییر می‌گردند و این تغییرات باعث از بین رفتن برخی یا تمامی خصوصیات طبیعی سلول و ظهور خصوصیات غیرطبیعی می‌گردد و درنهایت باعث تغییر در ظاهر سلول، غشاء سلول ، ویژگی‌های رشد سلولی می‌گردد. سلول درواقع واحد اصلی سازنده بدن تمام موجودات زنده می‌باشند، همه سلول‌های زنده بدن موجودات دارای خصوصیات مشترکی می‌باشند که این خصوصیات شامل، قدرت رشد و تکثیر و واکنش‌پذیری سلول‌ها می‌باشند. در صورت بروز هرگونه آسیب و یا تخریب سلولی، مکانیسم خاصی باعث جایگزینی منظم سلول‌ها می‌گردد و همچنین طی این مکانیسم اصلاح آسیب، صورت می‌گیرد و درواقع چرخه تکثیر سلولی تحت فرآیندی خاص به نام سیکل سلولی صورت می‌گیرد. در حال حاضر سرطان یکی از مسائل مهم و اصلی بهداشت و درمان در ایران و تمام دنیا است. سرطان پستان در مقایسه با سرطان‌های دیگر زودتر رخ می‌دهد و ازاین‌رو بزرگ‌ترین علت از دست رفتن سال‌های عمر در زنان و عمده‌ترین مشکل برای سلامتی آن‌ها محسوب می‌شود. این بیماری به‌رغم انتشار گسترده، قابل‌شناسایی به‌موقع و معالجه قطعی است. بنابراین تشخیص به‌موقع می‌تواند مفید واقع شود. تشخیص سرطان پوست یکی از مهم‌ترین مسائل در حوزه سلامت است .روش‌های سنتی تشخیصی مانند معاینات بالینی و بیوپسی می‌توانند زمان‌بر و تهاجمی باشند .به همین دلیل، توسعه روش‌های تشخیصی جدید و دقیق‌تر از اهمیت بالایی برخوردار است. از جاییکه روش‌های یادگیری ماشین می‌توانند برای خودکارسازی تجزیه‌وتحلیل ضایعات پوستی مورداستفاده قرار گیرند. این امر می‌تواند به ایجاد یک سیستم و چارچوبی درزمینه‌ی پزشکی منجر شود در روش پیشنهادی از تکنیک مناسبی از یادگیری ماشین استفاده شده است که نمایی از شماتیک بلوگ دیاگرام روش پیشنهادی در شکل۱ نشان داده شده است و دارای گام های مهم به شرح زیر می‌باشد:



شکل۱: نمایی از بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

سیستم تشخیص به کمک کامپیوتر: در دهه ۱۹۶۰ تجربیات و سعی اولیه برای گرفتن نتایج کامپیوتری تصاویر پزشکی بر روی تصاویر رادیولوژی صورت گرفت. اما پژوهش‌های دقیق‌تر و منظم درزمینه‌ی دستگاه‌های تشخیص به‌وسیله کامپیوتر در دهه ۱۹۸۰ با تغییر اساسی مفهوم کامپیوتر برای شناسایی بیماری‌ها شروع‌شده و درنتیجه پژوهشگران دریافتند که با علم کامپیوتر می‌توانند برای شناسایی دقیق‌تر بیماری توسط پزشک مورداستفاده قرار گیرد، نه اینکه به‌طورکلی پزشکان از علم و دانش خود استفاده نکنند. پزشکان با استفاده از علم کامپیوتر به درمان‌هایی با وسعت بسیار گسترده دست یافتند و راه‌های درمان بهتری را شناسایی نمودند. دستگاه‌های تشخیص با استفاده از علم کامپیوتر برای تصاویر درموسکوپی معرفی شد تا متخصصان با تشخیص بیشتری در مورد مشکلات پوستی تصمیم بگیرند. سیستم تشخیص کامپیوتر دارای مراحل (پیش‌پردازش، ناحیه بندی، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی) می‌باشد که در اینجا هر مرحله به‌اختصار تشریح شده است[۵] ، طبق شکل (۲) بلوک دیاگرام سیستم CAD مشاهده می‌شود.



شکل ۲: بلوک دیاگرام کلی یک سیستم CAD

پیش‌پردازش: یکی از اصلی‌ترین کارها و چالش‌برانگیزترین در علم تصاویر ترموسکوپی تشخیص ضایعه پوستی به‌حساب می‌آید. مصنوعاتی از قبیل حباب‌های هوا، مو، نشانه‌های جوهر، نور ناهموار و نویز قسمتی از تصاویر ترموسکوپی می‌باشد. این مصنوعات فرایند تکمیلی تشخیص مرز و استخراج خصوصیات را با مشکل مواجه می‌کند. برای روند سریع و بهتر شناسایی مرز، راه‌های گوناگونی وجود دارد از قبیل پوشیدن ماسک، تغییر اندازه تصویر، فیلتر کردن، تغییر فضای رنگ، تشخیص مو و حذف آن، کم کردن نویز و مصنوعات می‌باشد. پیچیدگی این روند باعث کم شدن دقت و افزایش زمان محاسبات می‌گردد.

ناحیه‌بندی: ناحیه‌بندی، به بخش‌بندی یک تصویر به مناطق جدا از هم مثل پیکسل‌هایی با خصوصیات وابسته اشاره دارد. یک نتایج تصویر موفق، وابسته به ناحیه بندی قابل‌اعتماد دارد. ناحیه‌بندی یکی از مهم‌ترین دوره‌های تشخیص مشکلات پوستی می‌باشد و نقش مهمی بر مراحل بعدی شناسایی نوع سرطان دارد چون ساختار مرز دارای اطلاعات مهمی برای شناسایی سرطان پوست است. بسیاری از خصوصیات مثل نداشتن تقارن و مرز نامنظم از مرز ضایعه استخراج می‌گردد. خصوصیات اصلی دیگری مثل شبکه‌های رنگ‌دانه‌های غیرعادی، گلبول‌ها و مناطق آبی - سفید به استخراج دقیق مرز ضایعه وابسته می‌باشد[۱۳].

استخراج ویژگی: استخراج و انتخاب ویژگی مناسب از تصویر یکی از مهم‌ترین روندها در اکثر الگوریتم‌های پردازش تصویر و بینایی ماشین می‌باشد. بعد از ناحیه‌بندی تصویر، ویژگی‌های گوناگون حاصل‌شده استخراج می‌گردد و درنتیجه بر اساس این ویژگی‌ها و با استفاده از روش‌ها کلاس‌بندی یا خوشه‌بندی مختلف، سرطان و درجه آن تشخیص داده می‌شود. برای تشخیص درست ضایعه پوستی رنگ‌دانه‌ای PSL (طبقه‌بندی آن به‌عنوان ضایعه مشکوک) پزشکان به ویژگی‌های ضایعه متکی هستند. این ویژگی‌ها به روش تشخیص استفاده‌شده بستگی دارند. برای مثال عدم تقارن ضایعه یک ویژگی از قانون ABCD است و شبکه رنگ‌دانه‌ای یک ویژگی در آنالیز الگو است. به‌طورکلی ویژگی‌های شکل، رنگ و بافت ضایعه از تصاویر درموسکوپی استخراج می‌شود. در آنالیز کامپیوتری ضایعه پوستی رنگ‌دانه‌ای به‌منظور طبقه‌بندی یک ضایعه، بیشتر دستگاه‌های خودکار با هدف استخراج ویژگی‌هایی از تصویر و ارائه آن به شیوه‌هایی که برای کامپیوتر قابل‌درک باشد، از ویژگی‌های پردازش تصویر استفاده می‌کنند .

شبکه‌های عصبی کانولوشن به دلیل توانایی در استخراج ویژگی‌های پیچیده از تصاویر، به‌عنوان ابزاری قدرتمند در حوزه پردازش تصویر شناخته می‌شوند. درزمینه‌ی تشخیص سرطان پوست، این شبکه‌ها می‌توانند با تحلیل الگوهای پیچیده موجود در تصاویر پوست، انواع مختلف سرطان پوست را با دقت بالایی از یکدیگر تفکیک کنند.

بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی کانولوشن در این زمینه، از طریق روش‌های مختلفی مانند استفاده از معماری‌های پیچیده‌تر، تکنیک‌های افزایش داده[6] و بهینه‌سازی پارامترهای شبکه قابل‌دستیابی است.

نتایج مطالعات اخیر نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی کانولوشن بهبودیافته، توانایی تشخیص انواع مختلف سرطان پوست ازجمله ملانوما را با دقت بسیار بالا و در برخی موارد بهتر از متخصصین پوست، فراهم می‌آورند. این دستاوردها، پتانسیل بالایی برای توسعه ابزارهای تشخیصی کم‌هزینه و در دسترس برای عموم مردم را نشان می‌دهد.

طبقه‌بندی: طبقه‌بندی آخرین گام سیستم CAD از تو که در مورد کلاس ضایعه پوستی رنگ‌دانه‌ای تصمیم‌گیری می‌کند. به

[6] Data Augmentation

این صورت که ویژگی‌های انتخاب‌شده از مراحل قبل را بررسی و در مورد نوع ضـایعه تصـمیم می‌گیرد و آن را به کلاس‌های مختلف طبقه‌بندی می‌کند. روش‌های مختلفی برای طبقه‌بندی ضـایعه ارائه شـده اسـت که مهم‌ترین و قوی‌ترین آن SVM است[۱۴].

۵- دلیل اسـتفاده از شـبکه‌های عصـبی مصـنوعی و شبکه‌های عصبی کانولوشن در روش پیشنهادی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN) دو روش قدرتمند یادگیری ماشین هستند که می‌توانند برای طبقه‌بندی ضایعات پوستی با دقت بالا مورداستفاده قرار گیرند. مزایای استفاده از ANN و CNN برای طبقه‌بندی سرطان پوست عبارت است از:

- دقت بالا: ANNها و CNNها می‌توانند با دقت بالایی ضایعات پوستی سرطانی را از ضایعات غیر سرطانی تشخیص دهند.
- یادگیری از داده: ANNها و CNNها می‌توانند از داده‌ها یاد بگیرند و با افزایش حجم داده‌های آموزشی، دقت خود را افزایش دهند.
- قابلیت تعمیم: ANNها و CNNها می‌توانند برای طبقه‌بندی انواع مختلف ضایعات پوستی، حتی ضایعاتی که در مجموعه داده آموزشی دیده نشده‌اند، تعمیم داده شوند.

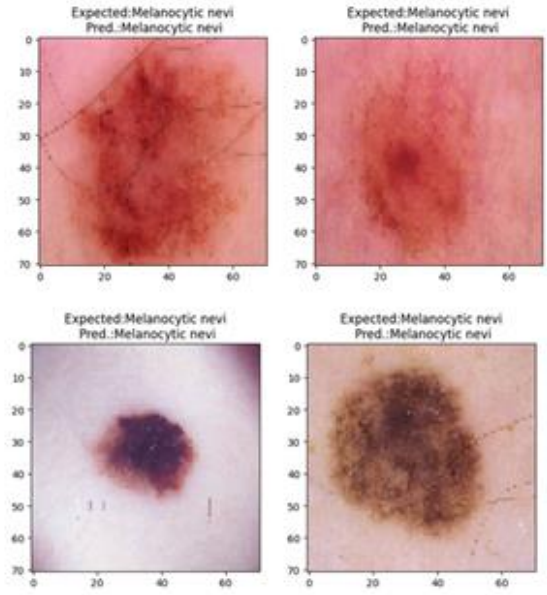
سـرعت: ANNها و CNNها می‌توانند تصـاویر را به‌سـرعت و کارآمد تجزیه‌وتحلیل کنند، که می‌تواند به تشخیص سریع‌تر و شروع درمان زودتر منجر شود.

۵- نتایج و شبیه سازی

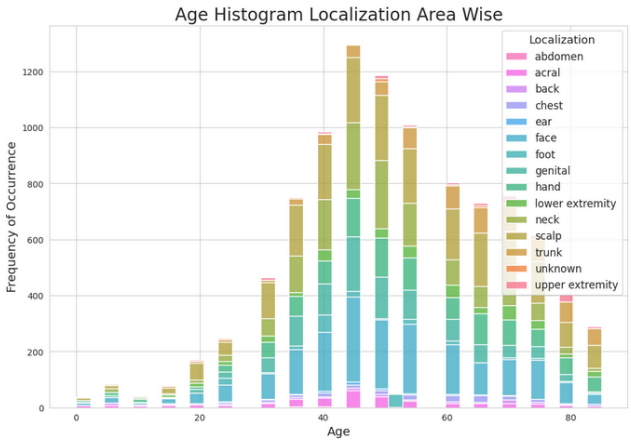
برای پیاده سازی و شبیه‌سازی روش ارایه شده در این تحقیق در محیط Google Colab انجام شده و مجموعه داده این پژوهش از مجموعه داده HAM10000 برای آموزش و اعتبارسنجی استفاده‌شده است. مجموعه داده HAM10000 یک مجموعه داده مقایسه‌ای است که بیش از ۵۰ درصد ضایعات آن توسط آسیب‌شناسی تأیید شده است. این مجموعه داده درمجموع شامل ۱۰۰۱۵ تصویر درموسکوپی است که شامل ۶۷۰۵ تصویر خال ملانوسیتی، ۱۱۱۳ تصویر ملانوما، ۱۰۹۹ تصویر کراتوز خوش‌خیم، ۵۱۴ تصویر کارسینوم سلول базаل، ۳۲۷ تصویر کراتوز اکتینیک، ۱۴۲ تصویر عروقی و ۱۱۵ تصویر درماتوفیبروم با رزولوشن ۶۰۰ X450پیکسل است. همچنین برای ارزیابی از معیارهای صحت، دقت، فراخوانی، امتیار F و ماتریس درهم‌ریختگی[۷] استفاده شده است.

نتایج و ارزیابی روش پیشنهادی nv پیش‌پردازش

تصاویر: پس از دریافت تصاویر موجود در شکل ۳، جهت پیش‌پردازش اولیه هیستوگرامی از ز داده‌ها ایجاد شد که توزیع سنی را به تفکیک ناحیه (Localization) نشان می‌دهد شکل ۴.



شکل ۳: تصاویر ورودی مجموعه داده‌ها

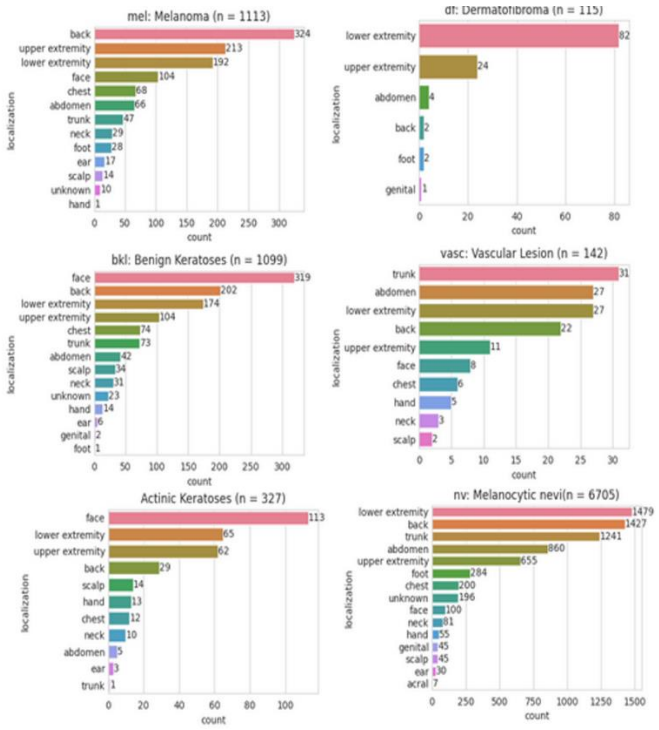


شکل ۴: هیستوگرام توزیع سنی را به تفکیک ناحیه(Localization)

[7] Confusion matrix

تصویر ارائه شده یک هیستوگرام است که توزیع سنی افراد را بر اساس محل ضایعات پوستی نشان می‌دهد. به‌عبارت‌دیگر، این نمودار به ما می‌گوید که در هر گروه سنی، کدام قسمت‌های بدن بیشتر مستعد ایجاد ضایعه پوستی هستند.

در محورهای نمودار ، محور افقی (x) سن افراد را برحسب سال نشان می‌دهد و محور عمودی (y)، فراوانی یا تعداد دفعاتی که یک ضایعه پوستی در یک گروه سنی خاص و در یک محل خاص بدن مشاهده‌شده است را نشان می‌دهد. در مورد رنگ‌ها، هر رنگ در نمودار نشان‌دهنده یک محل خاص از بدن است. با توجه به رنگ‌های استفاده‌شده، می‌توان به این نتیجه رسید که، در توزیع سنی، به‌طورکلی، با افزایش سن، تعداد ضایعات پوستی نیز افزایش می‌یابد. این امر به‌ویژه در سنین بالا (۶۰ سال به بالا) مشهود است. همچنین محل ضایعات به این شکل است که صورت، گردن، دست‌ها و پاها: در تمام گروه‌های سنی، این مناطق از بدن بیشترین فراوانی ضایعات را دارند و تنه، پس از صورت، گردن، دست‌ها و پاها، تنه یکی از مناطق پرخطر برای ایجاد ضایعات پوستی است و سایر مناطق، مناطقی مانند شکم، کمر، گوش و نواحی تناسلی نیز در برخی گروه‌های سنی فراوانی قابل‌توجهی از ضایعات را نشان می‌دهند. حال در شکل ۵، به تحلیل تصویر هیستوگرام توزیع ضایعات پوستی بر اساس نوع و محل پرداخته می‌شود.



شکل ۵: تحلیل تصویر هیستوگرام توزیع ضایعات پوستی بر اساس نوع و محل

تصویر ارائه شده در شکل ۵، یک مجموعه از هیستوگرام‌ها است که توزیع انواع مختلف ضایعات پوستی را بر اساس محل آن‌ها روی بدن نشان می‌دهد. هر هیستوگرام به یک نوع خاص از ضایعه پوستی اختصاص داده‌شده است. در محورهای نمودار، محور افقی (x)، تعداد ضایعات پوستی از نوع مشخص‌شده را نشان می‌دهد و محور عمودی (y)، محل‌های مختلف بدن را که ضایعه در آن‌ها مشاهده‌شده است، نشان می‌دهد. همچنین در مورد رنگ‌ها، هر نوار رنگی در نمودار نشان‌دهنده یک نوع ضایعه پوستی است.

تفسیر کلی(توزیع ضایعات)

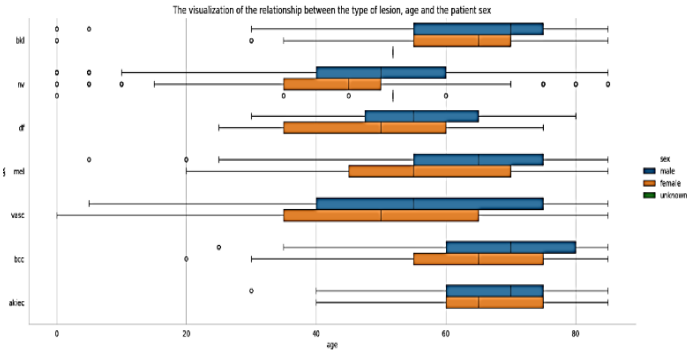
- خال ملانوسیتی (nv): بیشترین تعداد خال ملانوسیتی در اندام تحتانی، پشت و تنه مشاهده می‌شود.
- ملانوما (mel): ملانوما بیشتر در اندام تحتانی، پشت و تنه دیده می‌شود.
- درماتوفیبروم (df): این نوع ضایعه بیشتر در اندام تحتانی و پشت مشاهده می‌شود.
- کراتوز اکتینیک (Actinic Keratoses): این ضایعات بیشتر در صورت و اندام فوقانی دیده می‌شوند.

- کراتوز خوش‌خیم (bkl): کراتوز خوش‌خیم بیشتر در صورت و اندام تحتانی مشاهده می‌شود.
- ضایعات عروقی (vasc): این ضایعات بیشتر در صورت و اندام تحتانی دیده می‌شوند.

مقایسه انواع ضایعات:

- تفاوت در محل: انواع مختلف ضایعات پوستی، توزیع متفاوتی روی بدن دارند. به‌عنوان‌مثال، خال ملانوسیتی و ملانوما بیشتر در اندام تحتانی و پشت مشاهده می‌شوند، درحالی‌که کراتوز اکتینیک بیشتر در صورت و اندام فوقانی دیده می‌شود.
- فراوانی: فراوانی هر نوع ضایعه در محل‌های مختلف بدن متفاوت است. به‌عنوان‌مثال، خال ملانوسیتی بیشترین فراوانی را در بین انواع ضایعات دارد.

درنهایت در شکل ۶، ارتباط بین نوع ضایعه، سن و جنس بیمار نشان داده‌شده است.



شکل ۶: ارتباط بین نوع ضایعه، سن و جنس بیمار

شکل۶، ارائه شده یک نمودار جعبه‌ای (Box plot) است که به‌منظور نشان دادن رابطه بین سه متغیر اصلی طراحی شده است:

- نوع ضایعه: بر اساس حروف اختصاری مختلفی مانند bkl، nv، df، mel، vasc، bcc و akiec مشخص شده‌اند که هرکدام نشان‌دهنده یک نوع خاص از ضایعه پوستی هستند.
- سن بیمار: در محور افقی نمایش داده‌شده و دامنه سنی بیماران را نشان می‌دهد.
- جنس بیمار: به‌صورت سه دسته مردانه، زنانه و نامشخص مشخص شده است.

تفسیر نمودار:

- جعبه: قسمت اصلی هر جعبه نشان‌دهنده دامنه بین چارک اول (Q1) و چارک سوم (Q3) داده‌ها است .خطی که داخل جعبه قرار دارد نشان‌دهنده میانه (Median) داده‌ها است.
- خطوط(Whisker) : خطوطی که از جعبه‌ها خارج شده‌اند، حداقل و حداکثر مقادیری را نشان می‌دهند که خارج از محدوده معمول نیستند.
- دایره‌ها (Outliers) : داده‌هایی که به‌طور قابل‌توجهی از سایر داده‌ها فاصله دارند به‌صورت دایره نشان داده‌شده‌اند.

نتایج قابل‌استخراج از نمودار:

- توزیع سنی: برای هر نوع ضایعه، می‌توانیم توزیع سنی بیماران را مشاهده کنیم. برخی ضایعات بیشتر در افراد جوان‌تر و برخی دیگر در افراد مسن‌تر مشاهده می‌شوند. به‌عنوان‌مثال، به نظر می‌رسد ضایعات نوع bklبیشتر در افراد مسن‌تر دیده می‌شود.
- تفاوت جنسیتی: نمودار نشان می‌دهد که برای برخی از انواع ضایعات، تفاوت‌های جنسیتی در توزیع سنی وجود دارد. به‌عنوان‌مثال، در برخی انواع ضایعات، میانه سنی در مردان بالاتر از زنان است.
- پراکندگی داده‌ها: طول جعبه‌ها و وجود یا عدم وجود داده‌های پرت (Outliers) نشان‌دهنده پراکندگی داده‌ها برای هر نوع ضایعه و هر جنس است.

تداخل داده‌ها: در برخی موارد، جعبه‌های مربوط به جنس‌های مختلف برای یک نوع ضایعه همپوشانی دارند که نشان‌دهنده شباهت در توزیع سنی بین دو جنس است.

استخراج ویژگی: در این بخش ویژگی‌های استخراج‌شده پس از پیش‌پردازش در جدول ۲ نشان داده‌شده است.

جدول ۲ یک مجموعه داده جدولی را نشان می‌دهد که به نظر می‌رسد مربوط به یک مطالعه یا تحلیل پزشکی، به‌ویژه پوستی باشد. هر سطر نشان‌دهنده یک ضایعه خاص (منطقه‌ای از بافت غیرطبیعی) است و ویژگی‌های مختلفی درباره آن ارائه می‌دهد. تقسیم‌بندی ستون‌ها به شرح زیر است:

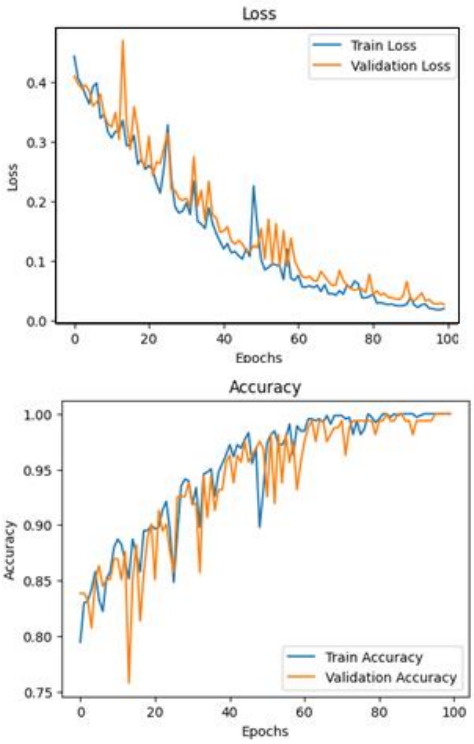
- lesion_id شناسه منحصربه‌فرد برای هر ضایعه.
- image_id احتمالاً یک مرجع به فایل تصویری مرتبط با ضایعه.
- dx تشخیص، نشان‌دهنده نوع ضایعه.
- dx_type نوع تشخیص (مثلاً بافت‌شناسی، بالینی).
- age سن بیمار.
- sexجنسیت بیمار.
- localization قسمت بدن که ضایعه در آن قرار دارد.
- dataset مجموعه داده‌ای که داده‌ها از آن استخراج‌شده است.
- cell_type نوع سلول مرتبط با ضایعه.
- lesion_ID شناسه دیگری برای ضایعه، احتمالاً تکراری.

جدول۱: ویژگی های استخراج شده

	شناسه- ضایعه	شناسه- تصویر	dx	dx -نوع	سن	جنسیت	محلی سازی	مجموعه داده	نوع- سلول	شناسه- ضایعه
0	HAM- 0000118	ISIC -0027419	bki	histo	80.0	مرد	scalp	vidir modern	Benign keratosis	2
1	HAM- 0000118	ISIC-0025030	bki	histo	80.0	مرد	scalp	vidir modern	Benign keratosis	2
2	HAM- 0002730	ISIC- 0026769	bki	histo	80.0	مرد	scalp	vidir modern	Benign keratosis	2
3	HAM -0002730	ISIC -0025661	bki	histo	80.0	مرد	scalp	vidir modern	Benign keratosis	2
4	HAM -0001466	ISIC- 0031633	bki	histo	۷۵.0	مرد	ear	vidir modern	Benign keratosis	2
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
10010	HAM- 0002867	ISIC- 0033084	akiec	histo	۴0.0	مرد	abdomen	vidir modern	Actinic keratoses	4
10011	HAM -0002867	ISIC- 0033550	akiec	histo	۴0.0	مرد	abdomen	vidir modern	Actinic keratoses	4
10012	HAM -0002867	ISIC- 0033536	akiec	histo	۴0.0	مرد	abdomen	vidir modern	Actinic keratoses	4
10013	HAM -0000239	ISIC- 0032854	akiec	histo	۸0.0	مرد	face	vidir modern	Actinic keratoses	4
10014	MAM -0003521	ISIC- 0032255	mel	histo	۷0.0	زن	back	vidir modern	Melanoma	1

لذا، از این داده‌ها می‌توان برای آموزش CNN در بخش بعدی برای طبقه‌بندی خودکار ضایعات پوستی بر اساس تصاویر استفاده کرد.

طبقه‌بندی تصاویر توسط CNN بهبودیافته: پس از بهبود CNN، به طبقه‌بندی تصاویر پرداخته شد که در شکل ۸، نتایج آن نشان داده‌شده است.



شکل ۸: تحلیل نمودارهای دقت و خطا در مدل یادگیری ماشین

نمودار سمت چپ (دقت):

- دقت آموزش[8]: این خط نشان‌دهنده میزان دقت مدل در پیش‌بینی صحیح داده‌های آموزشی در طول هر دوره (Epoch) است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، دقت آموزش به‌تدریج افزایش‌یافته و در انتهای آموزش به حدود ۱ (یا ۱۰۰٪) نزدیک می‌شود. این نشان می‌دهد که مدل به‌خوبی قادر به یادگیری الگوهای موجود در داده‌های آموزشی بوده است.
- دقت اعتبارسنجی[9]: این خط نشان‌دهنده میزان دقت مدل در پیش‌بینی صحیح داده‌های اعتبارسنجی (داده‌هایی که مدل در طول آموزش آن‌ها را ندیده است) است. .این خط به‌عنوان یک معیار مهم برای ارزیابی تعمیم‌پذیری مدل استفاده می‌شود. در این نمودار، دقت اعتبارسنجی نیز افزایش‌یافته است اما به‌اندازه دقت آموزش افزایش نیافته است.

نمودار سمت راست (خطا):

- خطای آموزش[10]: این خط نشان‌دهنده میزان خطای مدل در طول آموزش است. همان‌طور که مشاهده می‌کنید، خطای آموزش به‌تدریج کاهش‌یافته است که نشان می‌دهد مدل به‌تدریج در یادگیری الگوهای داده‌های آموزشی بهتر می‌شود.
- خطای اعتبارسنجی[11]: این خط نشان‌دهنده میزان خطای مدل در داده‌های اعتبارسنجی است .در این نمودار، خطای اعتبارسنجی نیز کاهش‌یافته است.

جدول ۱، معیارهای ارزیابی در روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

جدول ۱: معیارهای ارزیابی روش پیشنهادی

روش‌ها	فراخوانی	دقت	صحت
روش پیشنهادی	۹۵٪	۹۲٪	۹۹.۰۰٪

۵- نتیجه‌گیری

سرطان پوست یکی از شایع‌ترین انواع سرطان‌ها در جهان است که شامل چندین زیر نوع مختلف مانند ملانوما، کارسینوم سلول‌های بازال و کارسینوم سلول‌های سنگفرشی می‌شود. تشخیص زودهنگام و دقیق این بیماری می‌تواند نقش حیاتی در بهبود نتایج درمانی و کاهش میزان مرگ‌ومیر داشته باشد. در طول دهه‌های اخیر، پیشرفت‌های قابل‌توجهی در حوزه تصویربرداری پزشکی و تحلیل تصاویر رخ داده است که به پزشکان و متخصصان پوست کمک کرده است تا در تشخیص دقیق‌تر و سریع‌تر سرطان پوست موفق‌تر عمل کنند. یکی از ابزارهای پیشرفته‌ای که در این زمینه مورداستفاده قرار گرفته است، شبکه‌های عصبی کانولوشنی به CNNs[12] هستند. این شبکه‌ها به دلیل توانایی بالای خود در تحلیل و شناسایی الگوهای پیچیده در تصاویر، به‌ویژه درزمینه‌ی طبقه‌بندی تصاویر پزشکی، موردتوجه ویژه‌ای قرارگرفته‌اند. شبکه‌های عصبی کانولوشنی قادر به یادگیری ویژگی‌های مختلف تصاویر از طریق لایه‌های مختلف خود هستند و این امکان را فراهم می‌کنند تا مدل‌هایی با دقت بالا برای تشخیص و طبقه‌بندی سرطان پوست توسعه یابند. بااین‌حال، چالش‌های متعددی در

[8] Train Accuracy
[9] Validation Accuracy
[10] Train Loss
[11] Validation Loss
[12] Convolutional Neural Networks

طبقه‌بندی سرطان پوست با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی وجود دارد. ازجمله این چالش‌ها می‌توان به تنوع بالای تصاویر، شباهت ظاهری برخی از انواع ضایعات پوستی، و همچنین نیاز به داده‌های بزرگ و برچسب‌گذاری شده برای آموزش مدل‌ها اشاره کرد. به‌منظور غلبه بر این چالش‌ها، پژوهشگران و متخصصان درحال‌توسعه شبکه‌های عصبی کانولوشنی بهبودیافته هستند که از تکنیک‌های مختلفی همچون افزایش داده[۱۳]، انتقال یادگیری[14] ، و معماری‌های پیچیده‌تر و عمیق‌تر بهره می‌برند.

به‌طورکلی، استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی بهبودیافته در طبقه‌بندی سرطان پوست، نه‌تنها دقت تشخیص را افزایش می‌دهد، بلکه می‌تواند به‌عنوان یک ابزار کمکی مؤثر برای پزشکان و متخصصان پوست در فرایند تشخیص و درمان این بیماری عمل کند. با پیشرفت‌های مداوم در این حوزه، انتظار می‌رود که این تکنیک‌ها بهبود یابند و نقش حیاتی‌تری در مبارزه با سرطان پوست ایفا کنند که در این فصل به آن پرداخته می‌شود.

موضوع موردمطالعه ما طبقه‌بندی سرطان پوست با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن بهبودیافته است؛ که در این فصل به بررسی نتایج بر اساس یافته‌ها و محدودیت‌های تحقیق و سپس پیشنهادات تحقیق آورده می‌شود. روش پیشنهادی در اینجا، استفاده از یک مدل شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) است که با استفاده از لایه‌های کانولوشن و لایه‌های کاملاً متصل، توانایی استخراج ویژگی‌های مهم از تصاویر پوستی را دارد و سپس با استفاده از لایه طبقه‌بندیSoftmax ، تصاویر را به دودسته سرطانی و غیرسرطانی تقسیم می‌کند. دقت بسیار بالا: کسب دقت ۹۹٪ نشان می‌دهد که مدل بسیار دقیق است و می‌تواند با اطمینان بالایی تصاویر پوستی را به دودسته سرطانی و غیرسرطانی تقسیم کند. این دقت بالا می‌تواند به پزشکان کمک کند تا تشخیص‌های دقیق‌تری را در زمان کوتاه‌تری انجام دهند.

۶- منابع

1. *Xia, Y., Multi-Task Learning with Convolutional Neural Networks. 2019, University of Liverpool.*
2. *Mostavi, M., et al., Convolutional neural network models for cancer type prediction based on gene expression. BMC medical genomics, 2020. 13: p. 1-13.*
3. *Guillermo López-García , J.M.J., Leonardo Franco , Francisco J Veredas Investigating transfer learning with the help of convolutional neural networks for cancer prediction using gene expression data, using the Pan-Cancer dataset. 2020 Mar 26;15(3):e0230536. doi: 10.1371/journal.pone.0230536. eCollection 2020. , 2020.*
4. *Lopez-Garcia, G., et al., Transfer learning with convolutional neural networks for cancer survival prediction using gene-expression data. PloS one, 2020. 15(3): p. e0230536.*
5. *Binder, M., et al., Epiluminescence microscopy: a useful tool for the diagnosis of pigmented skin lesions for formally trained dermatologists. Archives of dermatology, 1995. 131(3): p. 286-291.*
6. *Sainz de Cea, M.V., et al. Multi-task learning for detection and classification of cancer in screening mammography. in Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention–MICCAI 2020: 23rd International Conference, Lima, Peru, October 4–8, 2020, Proceedings, Part VI 23. 2020. Springer.*
7. *Kim, C., et al., Skin lesion classification using hybrid convolutional neural network with edge, color, and texture information. Applied Sciences, 2023. 13(9): p. 5497.*
8. *Shetty, B., et al., Skin lesion classification of dermoscopic images using machine learning and convolutional neural network. Scientific Reports, 2022. 12(1): p. 18134.*
9. *Mahbod, A., et al. Skin lesion classification using hybrid deep neural networks. in ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). 2019. IEEE.*
10. *Afroz, A., et al. Skin lesion classification using machine learning approach: A survey. in 2022 Global conference on wireless and optical technologies (GCWOT). 2022. IEEE.*
11. *Liu, L., et al., Automatic skin lesion classification based on mid-level feature learning. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2020. 84: p. 101765.*
12. *Rahman, Z., et al., An approach for multiclass skin lesion classification based on ensemble learning. Informatics in Medicine Unlocked, 2021. 25: p. 100659.*
13. *Siegel, R.L., K.D. Miller, and A. Jemal, Cancer statistics, 2018. CA: a cancer journal for clinicians, 2018. 68(1): p. 7-30.*
14. *McGrath, J.A., R. Eady, and F. Pope, Anatomy and organization of human skin. Rook's textbook of dermatology, 2004. 1: p. 3.2-3.80.*

[13] Data Augmentation

[14] Transfer Learning

سمیه کدخداده خانی، فارغ التحصیل رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم افزار از دانشگاه آزاد اسلامی بردسیر است و در حال حاضر دانشجوی کارشناسی ارشد رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی و روباتیکز دانشگاه پیام‌نور قشم می باشد، او در حال بعنوان کارشناس فناوری در دانشگاه پیام‌نور استان کرمان مشغول به کار می باشد.
نشانه رایانامه ایشان عبارتند از :

emailsk65@gmail.com

س. کدخدا ده‌خانی. پیش‌بینی سرطان پوست مدلی جهت طبقه‌بندی با الگوریتم شبکه عصبی کانولوشن بهبودیافته. دو فصلنامه محاسبات و سامانه‌های توزیع شده، سال ششم، شماره ۱، شماره پیاپی ۱۱، صفحه ۱۰۴ تا ۱۱۷، سال ۱۴۰۲

How to cite: S.kadkhodadehkhani. Skin cancer prediction: a classification model with an improved convolutional neural network algorithm. Journal of Distributed Computing and Systems (JDCS), Vol 6, Issue 1, Page 104 - 117, 2023.

Skin cancer prediction: a classification model with an improved convolutional neural network algorithm

Somayeh kadkhodadehkhani[1]
[1] Payam Noor University, Qeshm International Center

Abstract

Early detection of skin cancer is one of the most important factors in the recovery of patients. In recent years, significant advances in the field of artificial intelligence, and especially deep learning, have led to the development of new methods for the automatic diagnosis of diseases. One of these methods is the use of convolutional neural networks for the classification of medical images. In fact, the creation of a machine learning method that can classify pigmented skin lesions, both malignant and benign, is a step towards achieving the goals of this research. To this end, new and more effective methods have been sought in the diagnosis of skin cancer. One of these methods is the use of artificial intelligence techniques such as convolutional neural networks, which are widely used in the field of medical imaging and disease diagnosis. The use of improved convolutional neural networks in skin cancer classification not only increases the accuracy of diagnosis, but also can act as an effective auxiliary tool for doctors and dermatologists in the process of diagnosing and treating this disease. In this study, a skin cancer prediction model is proposed for classification using the improved convolutional neural network algorithm. In the proposed method, using convolution layers and fully connected layers, it has the ability to extract important features from skin images and then using the SoftMax classification layer, it divides the images into two groups of cancerous and non-cancerous. The simulation results of the proposed method have an accuracy of (99%), which means that this method can have a good performance in producing correct results on average.