



تشخیص بیماری پوستی با استفاده از شبکه عصبی عمیق

* مهدی حریری

** سودابه برزگری

* استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران.

ma.hariri@znu.ac.ir

** دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران.

s.barzegari70@gmail.com

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۴/۲۸

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۳/۰۷

چکیده

بیماری‌های پوستی انواع متعدد و اشکال گوناگون دارند و سرطان پوست از شایع‌ترین سرطان‌ها در جهان است. تشخیص زودهنگام ضایعه‌ی سرطانی اهمیت زیادی در درمان دارد. تصویر ضایعه‌ی پوستی اطلاعات مهمی برای طبقه‌بندی داراست که با توجه به تنوع شکل ضایعات سیستم‌های خودکار پردازش تصویر کمک موثری به تشخیص نوع ضایعه می‌نمایند. با توجه به دقت مناسب هوش مصنوعی، مخصوصاً روش‌های یادگیری عمیق در طبقه‌بندی تصاویر، استفاده از آنها در طبقه‌بندی تصاویر پزشکی نیز در حال گسترش است. این مدل‌ها با وجود دقت مناسب دارای بارمحاسباتی زیادی می‌باشند که استفاده‌ی آنها را محدود می‌نماید. استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق سبک تر امید به استفاده از آنها را بصورت برنامه‌های کاربردی در تلفن همراه در جامعه افزایش می‌دهد.

در این تحقیق، مدلی کارآمد برای طبقه‌بندی ضایعات پوستی برای کمک به تشخیص بیماری پیشنهاد شده است. در این مدل از چهار لایه کانولوشنی، دو لایه ادغام و دو لایه نرمالسازی دسته‌ای استفاده گردید. این مدل با بررسی ساختاری شباهت‌ها به شناسایی طبقه‌ی صحیح نمونه‌های ورودی کمک می‌کند و بر روی تصاویر طیف وسیعی از انواع سرطان پوست افراد مختلف آزمایش شده است. ضایعات پوستی این مجموعه در هفت کلاس اصلی توزیع شده‌اند. با استفاده از تکنیک افزایش تعداد نمونه‌ها، عدم توازن مجموعه داده‌های مورد استفاده را تصحیح می‌نماییم. در طبقه‌بندی مجموعه داده توسط مدل ارائه شده، میزان صحت و دقت روش پیشنهادی ۸۷٫۷۲٪ و ۸۹٫۱٪ شد که باتوجه به تعداد پارامترها و حجم کمتر، روش پیشنهادی نسبت به روش‌های یادگیری گروهی، شبکه کانولوشنی ساده و یادگیری انتقالی بهبود داشته است.

واژه‌های کلیدی: سرطان پوست، ملانوما، کانولوشنی، قطعه بندی، یادگیری عمیق.

نوع مقاله: علمی

۱- مقدمه

می‌دهند. هر ساله میلیون‌ها مورد سرطان پوست در سراسر جهان ثبت می‌شود که ملانوم بدخیم از بدترین و کشنده ترین آنها می‌باشد. تا به امروز، تنها راه درمان مؤثر برای ملانوم بدخیم جراحی می‌باشد، بنابراین تشخیص زودهنگام بیماری نکته‌ی کلیدی در بقای انسانی، است. ملانوما از خطرناک ترین انواع سرطان پوست است که ۴٪ سرطان‌های مردان و ۳٪ سرطان‌های زنان را تشکیل می‌دهد. همچنین ملانوما را می‌توان خطرناک‌ترین شکل

بیماری‌های سرطانی علت ۹ درصد از کل مرگ‌ها و دومین علت عمده مرگ و میر در جهان هستند. بر اساس گزارش سازمان بهداشت جهانی WHO برآورد میشود میزان مرگ به دلیل سرطان‌ها در کشورهای خاورمیانه در ۱۵ سال آینده ۱۰۰-۸۰ درصد افزایش یابد. سرطان پوست شایع‌ترین سرطان انسانی در جهان است. در آمریکا سالانه ۲ میلیون نفر به سرطان پوست مبتلا میشوند و بیش از ۵۰ هزار نفر جان خود را در این کشور به علت این بیماری از دست

1. World Health Organization

نویسنده عهده‌دار مکاتبات: مهدی حریری Ma.hariri@znu.ac.ir

عارضه پوستی دانست که بیشترین بخش مرگ و میر مربوط به ضایعات پوستی را تشکیل می‌دهد [۱۶]. اگر بتوان این سلول‌های سرطانی بدخیم را در مرحله اولیه تشخیص داد، شانس نجات جان افراد به میزان قابل توجهی افزایش می‌یابد [۱۱]. از این رو، تمایز دقیق بین ملانوم و سایر ضایعات پوستی رنگدانه (غیر ملانوما) یک چالش جدی برای متخصصان پوست به حساب می‌آید [۸]. متداول ترین روش تشخیصی که پزشکان برای تشخیص انواع ضایعات پوستی استفاده می‌کنند، تکنیک ABCD است. با اندازه‌گیری چهار ویژگی مورفولوژیکی، ضایعات پوستی به دسته‌های ملانوم، بدخیم، و غیر ملانوم قابل تقسیم هستند [۱۹]. عدم تقارن، بی نظمی حاشیه، توزیع رنگ و قطر ضایعه از ویژگی‌های تشکیل دهنده این روش است. با این حال، با توجه به اشکالات تکنیک ABCD در تشخیص ملانوما در مرحله کوچک یا اولیه آن که بی نظمی در مرز آن تشکیل نشده است، دقت این روش قابل توجه نیست [۲۴]. تشخیص سرطان پوست به دلیل ظاهر متفاوت ضایعات پوستی توسط این روش تجربی غیر تهاجمی، حتی برای متخصصان پوست نیز کار چالش برانگیزی را به همراه دارد [۱۰].

از سوی دیگر، استفاده از سیستم‌های رایانه‌ای برای تشخیص CAD، در تشخیص ضایعات پوستی نیز یک حوزه تحقیقاتی رو به رشد است که علاقه زیادی را به توسعه سیستم‌های شناسایی از طریق یادگیری ماشینی و روش‌های یادگیری عمیق ایجاد کرده است [۱]. سیستم CAD را می‌توان بعنوان "نظر دوم" برای کمک به رادیولوژیست‌ها و متخصصان پوست در تصمیم‌گیری‌ها در نظر گرفت [۱۲]. کاهش حجم کار، کاهش تشخیص منفی کاذب، FN، به دلیل اشتباهات احتمالی پزشک از مزایای اصلی سیستم‌های CAD است [۱۴].

تشخیص زودهنگام ضایعه‌ی سرطانی نقش مهمی در درمان آن دارد لذا طبقه‌بندی ضایعات پوستی بسیار مهم است. تصویر ضایعه‌ی پوستی حاوی اطلاعات مهمی برای طبقه‌بندی ضایعه می‌باشد که با روش‌های پردازش و دسته‌بندی تصاویر رقمی مورد استفاده قرار می‌گیرد. با توجه به کمبود متخصصین پوست و تنوع شکل ضایعات

استفاده از سیستم‌های خودکار پردازشی می‌تواند کمک موثری به بیمار و متخصص برای تشخیص نوع ضایعه بنماید. فراگیری این ابزار کمک تشخیصی در جامعه به گسترش سلامت و بهداشت عمومی در جامعه کمک می‌کند. تلفن‌های همراه هوشمند از مناسب‌ترین این رایانه‌ها می‌باشند که گسترش قابل توجهی در جامعه داشته و از توانایی پردازش مناسبی نیز برخوردارند. امروزه روش‌های یادگیری عمیق دقت مناسبی برای طبقه‌بندی تصاویر گوناگون از خود نشان داده‌اند لذا استفاده از آنها برای کمک به تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر پزشکی نیز در حال گسترش است. این مدل‌ها علیرغم دقت خوبی که دارند دارای بار محاسباتی زیادی نیز می‌باشند که استفاده از آنها را در تلفن‌های همراه با توانایی پردازش نسبی متوسط محدود می‌نماید. بنابراین استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق سبک‌تر امید به استفاده از آنها را بصورت برنامه‌های کاربردی در تلفن‌های همراه افراد در جامعه افزایش می‌دهد. عارضه‌های سرطانی پوست را می‌توان به دو گروه عمده تقسیم‌بندی نمود؛ ملانوما و غیر ملانوما. ملانوما خطرناکترین نوع سرطان پوست محسوب می‌شود. در سال‌های اخیر، تعداد بیماران مبتلا به ملانوما که یکی از مرگبارترین انواع سرطان‌های پوست به شمار می‌آید، رشد فزاینده‌ای در جهان پیدا کرده است. هدف از این مطالعه، طراحی یک سامانه خودکار تشخیص ضایعات پوستی ملانوما است. سامانه طراحی شده از چهار بخش اصلی پیش پردازش، تقطیع، استخراج ویژگی و دسته‌بندی تشکیل شده است.

البته اگر این بیماری خطرناک زود تشخیص داده شود، احتمال درمان آن در مراحل اولیه بیشتر است. علاوه بر روش‌های تشخیص به صورت سنتی و بالینی استفاده از روش‌های خودکار نیز برای شناسایی عارضه مرسوم شده‌اند، باوجود آنکه روش‌های هوش مصنوعی در تشخیص بیماری پوستی ملانوما بسیار بکار گرفته شده‌اند، اما روش‌های بسیار کمی از یادگیری عمیق برای تشخیص بیماری پوستی ملانوما بهره برده‌اند.

در این تحقیق ما قصد داریم به کمک شبکه عصبی عمیق، ملانوم بدخیم را تشخیص دهیم. ما در روش پیشنهادی از شبکه عصبی کانولوشنی برای تشخیص بیماری پوستی

با کدهای خروجی تصحیح خطا شده (ECOC SVM) و شبکه‌ای عصبی کانولوشنی عمیق انجام شده است. در این تحقیق از شبکه‌ای عصبی کانولوشنی الکس نت پیش آموزش دیده^۵ برای استخراج ویژگی‌ها از مجموعه‌ای تصاویر پوستی رنگی گردآوری شده از اینترنت استفاده شده است. این تصاویر شامل ۴ دسته تصوی سرطان پوست می باشند. آنها بیشترین میزان میانگین صحت را برای سلولهای سنگفرشی با ۹۵,۱٪ و کمترین میانگین تخصیص را برای تصاویر ملانوما با ۹۰,۴٪ گزارش نموده‌اند [۶].

نواز و همکاران در تحقیق خود یک روش کاملاً خودکار برای قطعه‌بندی ملانوم پوست در ابتدایی‌ترین مرحله آن با استفاده از یک رویکرد مبتنی بر یادگیری عمیق، یعنی شبکه‌های عصبی کانولوشنال مبتنی بر ناحیه بندی (RCCN) همراه با خوشه‌بندی فازی kmeans (FKM) برای بخش‌بندی ارائه می‌کنند. از خوشه‌بندی فازی برای قطعه‌بندی بخش‌های پوستی متأثر از ملانوما با اندازه و مرزهای متغیر استفاده میشود. روش مذکور روی سه مجموعه داده استاندارد پیاده شده است که بطور متوسط دقت ۹۵,۴٪ را با اعمال روی آنها بدست می‌دهد که عملکرد موثر روش پیشنهادی را نشان می‌دهد [۱۸].

با استفاده از مجموعه داده ISIC 2017، الگوریتم برش گراف پویا برای قطعه‌بندی و کلاسه بندی احتمالاتی بی‌زساده در تحقیق مرجع [۳]. افزایش دقت ۶,۵٪ نسبت به شبکه‌ای تماماً کانولوشنی (FCN) بدست آمده است. در این تحقیق دقت ۹۴,۳٪ برای موارد غیر ملانوم، ۹۱,۲٪ برای ملانوم و ۹۲,۹٪ برای کراتوز بدست آمده است.

گاه فرخی و همکاران در مقاله (Ghahfarrokhi et al)، سیستم تشخیص به کمک کامپیوتر (CAD) مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی انواع مختلف سرطان پوست ارائه کرده‌اند. روش پیشنهادی از مدل کانتر فعال مبتنی بر منطقه آنلاین (ORACM) با یک معادله مجموعه سطح باینری جدید و عملیات منظم‌سازی برای استخراج منطقه مورد علاقه ضایعات پوستی (ROI) استفاده می‌کند. علاوه بر این، ترکیب‌های مختلفی از

استفاده می‌کنیم. شبکه عصبی کانولوشنی دو مرحله کلی دارد که ابتدا استخراج ویژگی در لایه‌های ابتدایی کانولوشنی صورت می‌گیرد و نهایتاً در لایه‌های پایانی عمل طبقه‌بندی انجام می‌شود.

۲- پیشینه پژوهش

با توجه به اینکه تشخیص ملانوما در مراحل اولیه نقش حیاتی در درمان آن دارد، در سال‌های اخیر روش‌های متعددی برای تشخیص ملانوما ایجاد شده‌اند. در این بخش به برخی از این رویکردها پرداخته شده است.

چیونگ و همکاران در مرجع [۴]، از روش انتخاب ویژگی‌های بی‌نظمی و تصادفی (برای تقسیم‌بندی و بهبود تصاویر درموسکوبی با استفاده از برخی پایگاه‌های داده معیار استفاده شده است. آنها مقادیر آنتروپی و انرژی مجموعه داده ضایعات پوستی را استخراج کردند و آنها را با ماشین بردار پشتیبان و تابع پایه شعاعی (RBF) طبقه‌بندی کردند و دقت ۹۷,۵۰٪ را گزارش نمودند.

ذاکری و همکاران از تغییرات محلی محدوده‌ی تغییرات شدت درون ضایعه، که ویژگی‌های توزیع رنگدانه و بافت را توصیف می‌نماید استفاده نموده‌اند. توزیع آماری رنگدانه‌ها در یک جهت و فاصله‌ی مشخص از طریق ماتریس هم‌رخدادی GLCM سطح خاکستری تحلیل می‌شود. یک کلاسه‌بند ترکیبی برای طبقه‌بندی ملانوما، ضایعه‌ی دیسپلاستی و ضایعات خوش‌خیم طراحی میشود. شبکه‌ی عصبی مخلوط گوسی، K نزدیکترین همسایگی (KNN)، تحلیل‌گر جداساز خطی (LDA) و ماشین بردار پشتیبان کلاسه‌بند ترکیبی را می‌سازند. دقت شناسایی ۹۶,۸٪، ۹۷,۳٪ و ۹۸,۸٪ برای ضایعات ملانوم، دیسپلاستیک و غیرملانوم نشان می‌دهد ترکیب ویژگی‌های رنگدانه و ABCD در افزایش دقت تشخیص امیدوارکننده است [۲۶].

کار تحقیقی درج و همکاران از نخستین کارهایی است که سعی کرده روشی سریع و هوشمند را برای کلاسه‌بندی سرطان پوست با شبکه‌ای عصبی کانولوشنی عمیق ارائه نماید. کلاسه‌بندی سرطان پوست با ماشین بردار پشتیبان

5. Pre-trained AlexNet
6. Region-based convolutional neural networks

1. Entropy
2. Radial Basis Function
3. Gray Level Co-occurrence Matrix
4. Error-Correcting Output Codes Support Vector Machine

سایر روش‌های یادگیری عمیق در تشخیص زودهنگام ملانوما نشان داده است [۱۶].

تحقیقات در سال ۲۰۲۳ همچنین به استفاده از سیستم‌های تشخیصی بر روی دستگاه‌های موبایل اشاره دارند که با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق کم‌حجم و بهینه‌سازی شده برای اجرا در زمان واقعی، قابلیت‌های تشخیصی مناسبی را در اختیار کاربران قرار می‌دهند. این سیستم‌ها با استفاده از دوربین موبایل و پردازش در لحظه، می‌توانند بیماری‌های پوستی را تشخیص داده و به کاربر نتایج سریع ارائه دهند [۱۵].

در یکی دیگر از تحقیقات جدید، محققان از شبکه‌های GAN (Generative Adversarial Networks) برای تولید داده‌های مصنوعی پوستی جهت آموزش مدل‌های یادگیری عمیق استفاده کرده‌اند. این روش به‌ویژه در مواردی که داده‌های آموزشی کم هستند، توانسته است باعث افزایش دقت مدل‌ها شود [۲۳].

در تحقیق دیگری که در سال ۲۰۲۳ انجام شده، به استفاده از شبکه‌های یادگیری عمیق به همراه توضیح‌پذیری (Explainability) پرداخته شده است. نویسندگان با استفاده از تکنیک‌های XAI (Explainable AI)، توضیحات شفاف‌تری از چگونگی تصمیم‌گیری مدل‌های یادگیری عمیق ارائه داده‌اند که به پزشکان کمک می‌کند تا اعتماد بیشتری به نتایج حاصل از این مدل‌ها داشته باشند [۱۷].

همچنین در مطالعه‌ای دیگر در سال ۲۰۲۴، محققان به بررسی تأثیر استفاده از شبکه‌های عمیق با یادگیری فدرال^۱ برای تشخیص بیماری‌های پوستی پرداخته‌اند. این روش که بر حفظ حریم خصوصی داده‌های بیماران تمرکز دارد، به مدل‌ها امکان می‌دهد که بدون نیاز به اشتراک‌گذاری داده‌های شخصی، از مزایای آموزش بر روی داده‌های مختلف بهره‌مند شوند [۵].

در نهایت، یک مقاله منتشر شده در سال ۲۰۲۴ به بررسی استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق به همراه بهینه‌سازی‌های محاسباتی بر روی سخت‌افزارهای تخصصی مانند پردازنده‌های گرافیکی پرداخته است که به کاهش زمان پردازش و افزایش کارایی در تشخیص سریع بیماری‌های پوستی کمک کرده است [۲۲].

بافت‌های مختلف و ویژگی‌های غیرخطی برای ROI استخراج می‌شوند تا جنبه‌های متعدد ضایعات پوستی را نشان دهند. چندین الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری برای حذف ویژگی‌های اضافی یا نامربوط و کاهش بعد فضای ویژگی استفاده می‌شود. اینها برای ترکیب ویژگی‌های استخراج‌شده اعمال می‌شوند که در آن، الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط (NSGA II) به عنوان یک الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه بهترین عملکرد را دارد. مقایسه بین نتایج تجربی این پژوهش و سایر کارهای مشابه، کارایی روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

در یکی از مطالعات، محققان از مدل‌های پیش‌آموزش‌دیده مانند ResNet50 و EfficientNet برای بهبود دقت تشخیص ملانوما و دیگر ضایعات پوستی استفاده کرده‌اند و موفق به دستیابی به دقتی بیش از ۹۰٪ در تشخیص ملانوما شده‌اند. به‌کارگیری یادگیری انتقالی در این مدل‌ها به دلیل کمبود داده‌های آموزشی مناسب در تشخیص بیماری‌های پوستی، یک راهکار موثر بوده است [۲۷]. مطالعه دیگری در سال ۲۰۲۳ به بررسی بخش‌بندی تصاویر ضایعات پوستی با استفاده از مدل‌های U-Net پرداخته و نشان داده است که استفاده از این روش می‌تواند به شناسایی دقیق‌تر ضایعات و بهبود نتایج در تشخیص نهایی منجر شود. در این مقاله، نویسندگان با افزایش داده‌ها و استفاده از روش‌های افزایش داده (data augmentation) توانسته‌اند دقت مدل را در تصاویر با نویز بالا نیز بهبود بخشند.

در یکی دیگر از مطالعات، مدل CNN با ترکیب تکنیک‌های پیش‌پردازش تصویر و استفاده از داده‌های بسیار بزرگ از تصاویر ضایعات پوستی، توانسته است عملکردی بهتر از روش‌های سنتی تشخیص بیماری ارائه دهد. در این مطالعه، محققان از ترکیب داده‌های بالینی و تصاویر استفاده کرده‌اند تا مدل قادر به تشخیص انواع مختلف ضایعات پوستی باشد [۲].

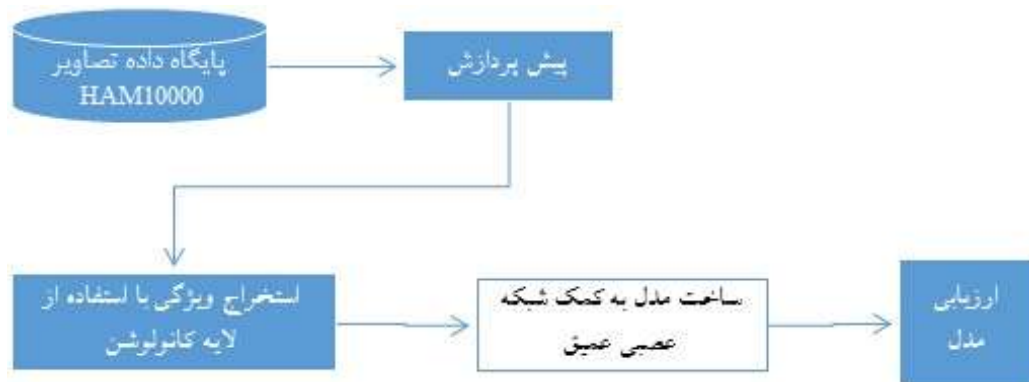
علاوه بر این، در تحقیق دیگری که در سال ۲۰۲۴ منتشر شده است، از یک مدل هیبریدی CNN-LSTM برای تحلیل تصاویر پوستی استفاده شده است. این مدل ترکیبی به دلیل توانایی LSTM در درک ویژگی‌های طولی تصاویر و تحلیل داده‌های پیچیده، دقت بالاتری نسبت به

1. Federated Learning

۳- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی حاضر مبتنی بر کاربرد شبکه عصبی عمیق کانولوشنی، برای تشخیص بیماری پوستی است. در روش پیشنهادی سعی بر این است با تغییر در ساختار لایه‌های پیش‌فرض شبکه عصبی کانولوشنی و همچنین پیش‌پردازش داده‌های نامتوازن دقت خوبی برای تشخیص بیماری‌های پوستی بدست آید. شبکه‌ی عصبی کانولوشنی نوعی از شبکه‌های عصبی است که عموماً برای یادگیری بر

روی مجموعه داده‌های بصری (مانند تصاویر و عکس‌ها) استفاده می‌شود. از لحاظ مفهوم این شبکه‌ها مانند شبکه‌های عصبی ساده هستند یعنی از فازهای پیش‌خور و پس‌انتشار خطا استفاده می‌کنند ولی از لحاظ معماری تفاوت‌هایی با شبکه‌های عصبی ساده دارند. این شبکه‌ها در دسته‌ی یادگیری عمیق قرار می‌گیرند زیرا لایه‌های موجود در این شبکه‌ها، زیاد هستند. مراحل انجام کار در روش پیشنهادی طبق شکل (۱) مشاهده می‌شود:



شکل ۱. نمودار بلوکی روش پیشنهادی

۳-۱- مجموعه داده

مجموعه داده HAM10000 یک مجموعه داده بزرگ از تصاویر پوستی است که برای آموزش و ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین برای تشخیص بیماری‌های پوستی استفاده می‌شود. این مجموعه داده شامل ۱۰,۰۰۰ تصویر رنگی از ۷,۰۰۰ بیمار است که به ۲۴ نوع بیماری پوستی طبقه‌بندی شده‌اند.

تصاویر موجود در مجموعه داده HAM10000 با کیفیت بالا و دارای برجسب‌های دقیق هستند. این امر باعث می‌شود که این مجموعه داده برای آموزش و ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین برای تشخیص بیماری‌های پوستی بسیار مناسب باشد.

۳-۲- پیش پردازش

در لایه ورودی شبکه عصبی کانولوشنی، اندازه و نوع داده باید مشخص شود. انواع داده‌های پشتیبانی شده توسط شبکه عصبی کانولوشنی به دو دسته تقسیم می‌شوند: تصاویر در مقیاس خاکستری و تصاویر رنگی. همانطور که قبلاً ذکر شد، تمام تصاویر در مجموعه داده رنگی هستند.

مراحل انجام کار طبق شکل عبارتند از:

۱. پایگاه داده تصاویر بیماری پوستی: روش پیشنهادی این تحقیق بر روی تصاویر درموسکویی متشکل از تصویر ضایعه پوستی مبتنی بر مجموعه داده HAM10000 پیاده‌سازی شده است.

۲. پیش‌پردازش تصویر: همسان‌سازی اندازه تصویر، متوازن‌سازی اندازه داده‌ها از جمله کارهای ممکن در پیش‌پردازش داده‌ها است.

۳. استخراج ویژگی با استفاده از لایه کانولوشن: برای تولید بردارهای ویژگی، هسته‌های کانولوشنی به مناطق داده ورودی اعمال می‌شوند و بردارهای ویژگی استخراج می‌گردند.

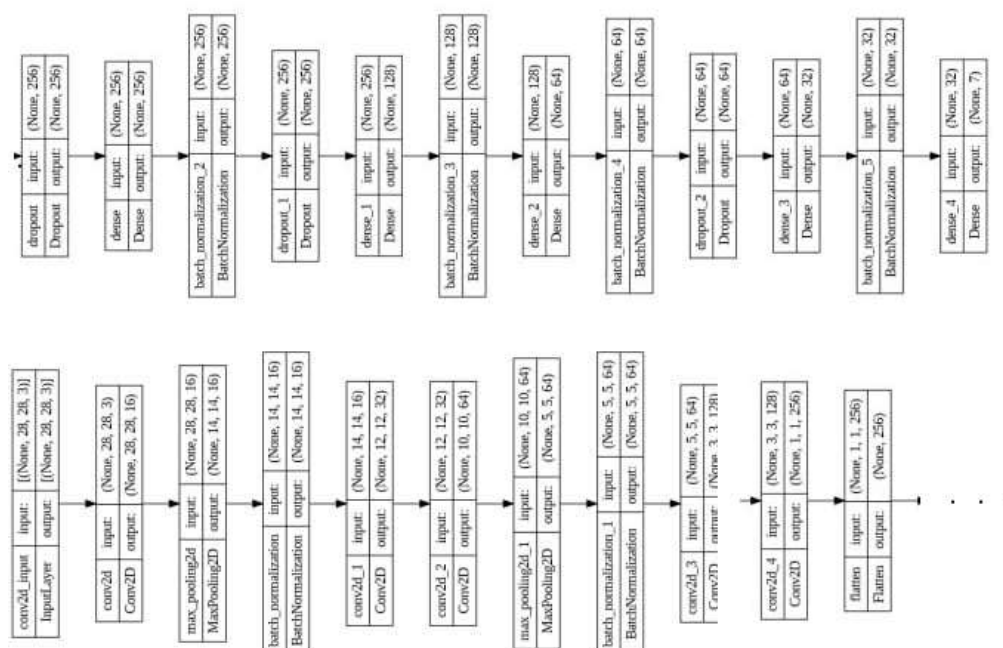
۴. ساخت مدل به کمک شبکه عصبی عمیق: ساخت مدل به کمک شبکه عصبی کانولوشنی مشابه ساخت مدل به کمک شبکه عصبی عمیق است، اما با چند تفاوت. شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) به طور خاص برای پردازش داده‌های تصویری طراحی شده‌اند. آنها از فیلترهای کانولوشنی برای استخراج ویژگی‌های محلی از تصاویر استفاده می‌کنند. ارزیابی مدل: بعد از ساخت مدل ارزیابی مدل به کمک معیارهای دقت، صحت و فراخوانی انجام می‌شود.

کردن نمونه‌ها^۱ برای ایجاد داده‌های مصنوعی برای کلاس‌هایی با تعداد نمونه کم استفاده شده است.

۳-۳- شبکه عصبی کانولوشنی پیشنهادی

شبکه عصبی کانولوشن در این تحقیق از چهار لایه کانولوشن، دو لایه ادغام و یک لایه کاملاً متصل تشکیل شده است. تعداد فیلترها در معماری به طور فزاینده‌ای استفاده می‌شود. فیلتر در شبکه‌های کانولوشن مانند وزنه ای برای ماتریس است. ماتریس وزن تصادفی در تصویر ورودی ضرب می‌شود تا خروجی به دست آید.

اما اندازه تصاویر با یکدیگر متفاوت است. بنابراین از تابع تغییر اندازه برای برابر کردن اندازه تصاویر استفاده می‌شود. اندازه کل تصویر به 28×28 تغییر می‌یابد. علاوه بر این، یکی از چالش‌های موجود در مجموعه داده HAM10000 عدم توازن داده‌ها است. به طوری که تعداد نمونه‌ها در برخی کلاس‌ها بسیار کم و در برخی کلاس‌ها بسیار زیاد هستند. برای آموزش صحیح یک مدل مبتنی بر یادگیری عمیق، داده‌ها باید متوازن باشند، زیرا وجود داده‌های نامتوازن باعث تشخیص اشتباه به نفع کلاس با تعداد نمونه زیاد می‌شود. در نتیجه، برای ایجاد تعادل، از تکنیک اضافه



شکل ۲. نمونه ای از شبکه عصبی کانولوشنی

۴- نتایج تجربی

در این بخش فرایند آزمایش‌ها و نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی مطابق شکل (۳) بیان می‌شود. ابتدا مجموعه داده مورد استفاده و روند آماده‌سازی آن تشریح می‌شود. سپس مجموعه داده متوازن‌سازی شده نمایش داده می‌شود. آنگاه معیارهای ارزیابی بیان می‌گردند. در ادامه نتایج آزمایش به تصویر کشیده شده و مقایسه با کارهای پیشین انجام می‌شود.

برای استخراج خودکار ویژگی‌های تصاویر و دسته‌بندی آنها از شبکه عصبی کانولوشنی مطابق شکل (۲) استفاده می‌شود. استخراج ویژگی به فرآیند تبدیل داده‌های خام به ویژگی‌های معناداری گفته می‌شود که برای حل یک مسئله خاص مفید هستند. در زمینه پردازش تصویر، استخراج ویژگی معمولاً به منظور طبقه‌بندی، شناسایی یا تشخیص اشیا در تصاویر انجام می‌شود.

1. OverSampling



شکل ۳. تشریح فرایند عملکرد

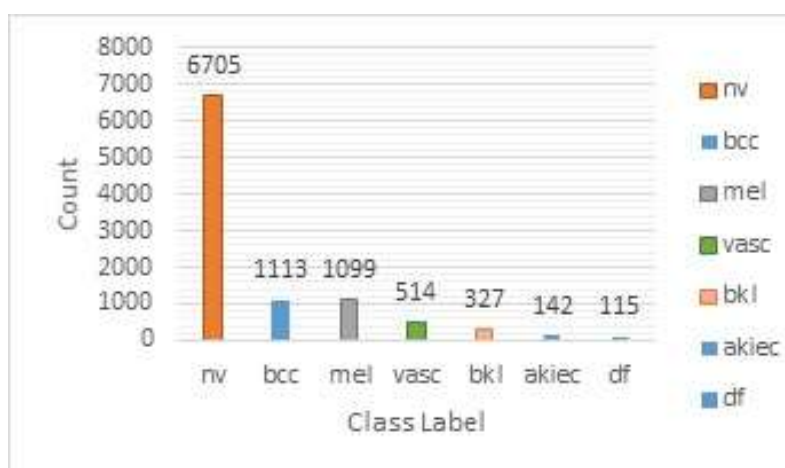
درماتوسکوپی است که می تواند به عنوان یک مجموعه آموزشی برای اهداف یادگیری ماشینی استفاده شود. این مجموعه داده شامل مجموعه ای از تصاویر نماینده از همه دسته های مهم تشخیصی در قلمرو ضایعات رنگدانه است: لکه های پوستی پیش سرطانی، کراتوزهای اکتینیک و کارسینوم داخلی، بیماری بوون (akiec)، کارسینوم سلول بازال (bcc)، ضایعات خوش خیم کراتوز مانند (لنتیژین های خورشیدی، کراتوزهای سبورئیک و لیکن. پلان مانند کراتوز (bkl)، درماتوفیبروما (df)، ملانوم (mel)، خال های ملانوسیتیک (nv) و ضایعات عروقی (آنژیوم، آنژیوکراتوم، گرانولوم پیوژنیک و خونریزی، عروق) که در شکل ۴ نشان داده شده اند.

۱-۴- تشریح مجموعه داده

در این تحقیق از مجموعه داده های استاندارد ضایعات پوستی HAM10000 برای اجرا و آزمایش استفاده شده است. این مجموعه داده از سایت کگل گرفته شده است. آموزش شبکه های عصبی برای تشخیص خودکار ضایعات پوستی دارای رنگدانه به دلیل تعداد محدود و عدم تنوع مجموعه داده های تصاویر درماتوسکوپی موجود با مشکل مواجه می شد. با انتشار مجموعه داده HAM10000 انسان در برابر ماشین با بیش از ۱۰۰۰۰ تصویر آموزشی سعی شده است که با این مشکل مقابله شود. تصاویر درماتوسکوپی که از جمعیت های مختلف جمع آوری شده و ذخیره شده اند. مجموعه داده نهایی شامل ۱۰۰۱۵ تصویر



شکل ۴. نمونه تصاویر مجموعه داده HAM10000 که در ۷ دسته بندی مختلف با علائم اختصاری آنها نشان داده شده اند.

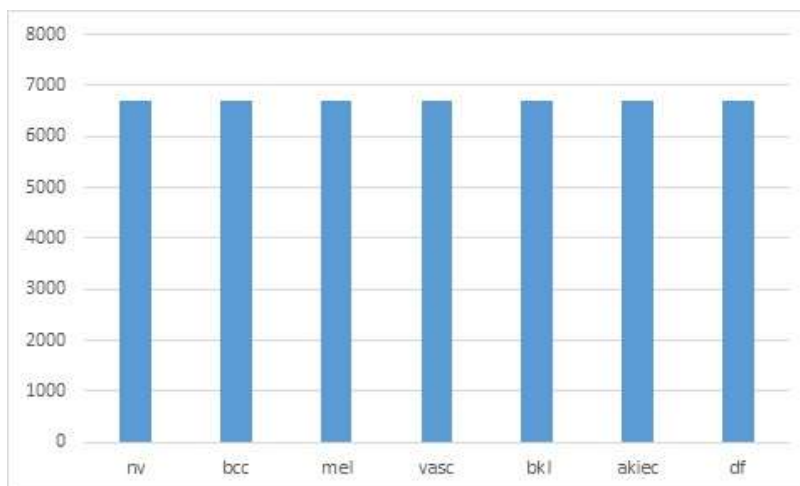


شکل ۵. تعداد نمونه ها در هر کلاس

۲.۴. متوازن سازی داده

پیش پردازش داده در این تحقیق شامل چندین مرحله بوده است. ابتدا داده‌ها باید هم‌اندازه شوند. با توجه به اینکه اندازه داده‌ها متغیر بوده است و داده‌ها رنگی بودند همه داده‌ها به اندازه ۲۸ در ۲۸ در آمدند. سپس داده‌ها باید متوازن شوند. روشهای گوناگونی برای متوازن سازی داده‌ها وجود دارد. این روش‌ها شامل نمونه‌برداری

کم و نمونه‌برداری زیاد است. روش‌ها روی مجموعه داده آزمایش و ارزیابی گردید و به این نتیجه ختم شد که روش نمونه‌برداری زیاد دقت بالاتری را نسبت به سایر روش‌ها دارد. در این روش تعداد نمونه‌ها در تمام کلاس‌ها به تعداد کلاس حداکثر افزایش پیدا می‌کند. نمودار توزیع شکل (۵) تعداد نمونه‌های هر کلاس را برای مجموعه داده‌های اصلی نشان می‌دهد. شکل (۶) تعداد نمونه‌های کلاس را پس از متوازن سازی نشان می‌دهد.



شکل ۶. تعداد نمونه‌ها بعد از متوازن سازی داده

است. TP و TN به تشخیص‌های صحیح برای هر کلاس، FP و FN به تشخیص‌های نادرست هر کلاس اشاره دارند. مطمئناً هر چه مقدار TP و TN بیشتر باشد، صحت تشخیص مدل طبقه‌بندی بهتر است. مقادیر TP و TN در قطر اصلی ماتریس در هم‌ریختگی قرار دارند.

۴-۴- نتایج آزمایش‌ها

در این تحقیق از کل داده‌ها برای آزمایش استفاده شد. برای ارزیابی نتایج از روش اعتبارسنجی متقابل ۵ تایی استفاده گردید. به این صورت که مجموعه داده به ۵ قسمت تقسیم گردید، با ۴ قسمت آموزش انجام شد و با یک قسمت باقیمانده آزمایش انجام شد. این عمل ۵ بار انجام شد و سپس از معیارهای ارزیابی میانگین گرفته شد. شکل (۷) ماتریس درهم‌ریختگی داده‌های آزمون را در مدل پیشنهادی نشان می‌دهد. همچنین میانگین دقت کل حاصل روی تصاویر آموزش و آزمون در جدول (۱) نشان داده شده است. شکل (۸) درصد نتایج حاصل از دقت و شکل (۹) نیز درصد نتایج فراخوانی را نشان می‌دهد.

همانطور که در شکل نشان داده شده است، پس از متعادل کردن، تعداد نمونه‌های مجموعه داده به ۴۹۶۳۵ تغییر یافت، یعنی برای هر کلاس ۶۷۰۵ داده وجود دارد.

۴-۳- معیارهای ارزیابی

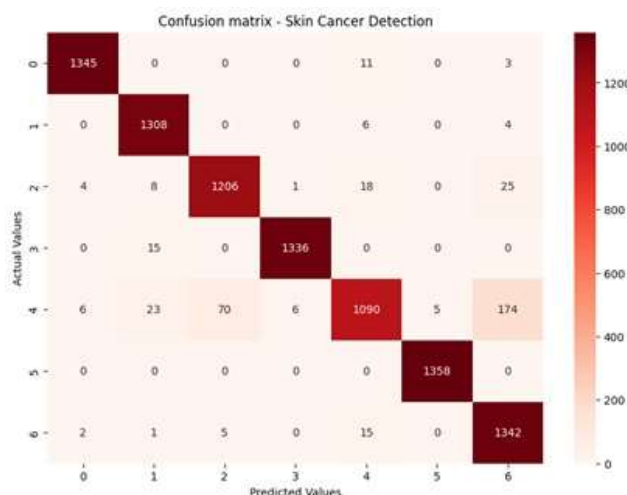
از آنجایی که مسئله حاضر یک مسئله طبقه‌بندی چند کلاسه است، از ماتریس درهم‌ریختگی^۳ و پارامترهای آن برای ارزیابی استفاده شده است که معیارهای مسائل چند طبقه را دربردارد. در این تحقیق طبق روابط ذیل از معیارهای دقت، بازیابی (حساسیت) و صحت برای ارزیابی طبقه‌بندی دسته‌ها استفاده می‌شود.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{FP}{TN+FP} \quad (2)$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

که در آن TP، TN، FP، FN به ترتیب نشان‌دهنده نرخ‌های مثبت واقعی، منفی واقعی، مثبت کاذب و منفی کاذب



شکل ۷. جدول درهم ریختگی روش پیشنهادی

روش پیشنهادی	۹۷,۷۱٪	۹۸,۸۷٪
--------------	--------	--------

همانطور که در جدول ۱ مشخص است، دقت روی مجموعه داده آموزشی ۹۸,۸۷٪ و روی مجموعه داده آزمایشی ۹۷,۷۱٪ است، این نشان‌دهنده این است که روش پیشنهادی دچار *overfitting* یا همان آموزش بیش از حد نشده است و روی هر دو مجموعه آموزشی و آزمایشی دقت قابل قبولی داشته است.

همانطور که در شکل (۷) مشخص است قطر اصلی ماتریس درهم ریختگی که پیش بینی‌های درست را نشان می‌دهد برای اکثر کلاس‌ها تعداد قابل قبولی را درست تشخیص داده است و موارد معدودی تشخیص غلط داده است، این یعنی مدل پیشنهادی از قابلیت خوبی برای تشخیص بیماری پوستی برقرار است.

جدول ۱. دقت بدست آمده روی مجموعه داده آموزشی و آزمایشی

دقت روی مجموعه داده آموزشی	دقت روی مجموعه داده آزمایشی
----------------------------	-----------------------------



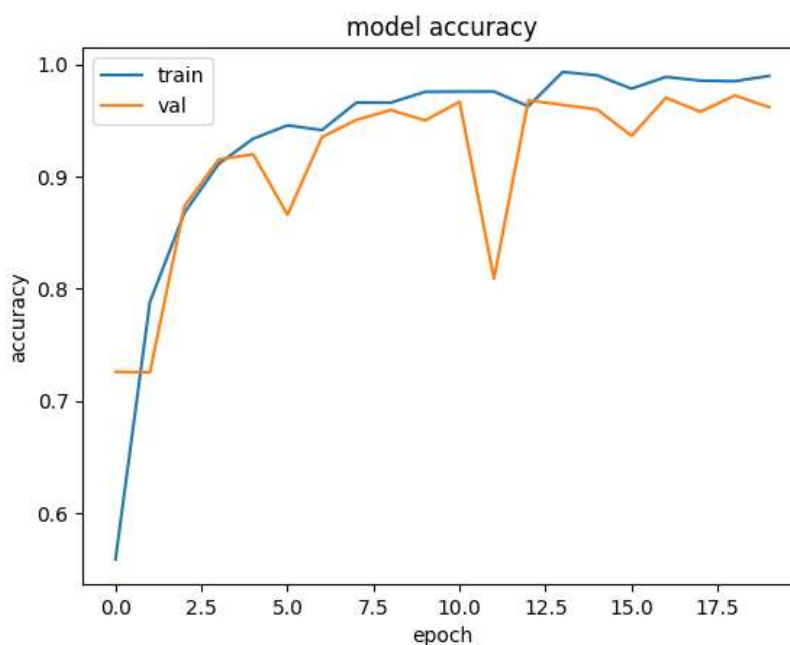
شکل ۸. نتایج دقت (Precision) روی داده‌های آموزش و آزمایش برای ۷ کلاس طبقه‌بندی در مدل پیشنهادی



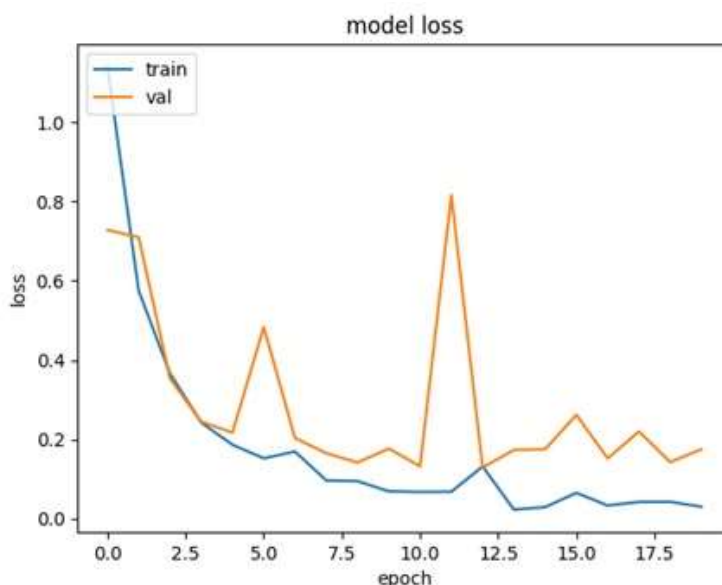
شکل ۹. نتایج فرخوانی (Recall) داده‌های آموزش و آزمایش ۷ کلاس طبقه‌بندی در مدل پیشنهادی

درصد است و برای داده‌های آزمایشی همه کلاسها به جز کلاس شماره ۵ بالای ۹۷ درصد است. نمودارهای شکل ۱۰ و ۱۱ دقت و خطای مدل پیشنهادی را در تکرارهای مختلف نشان می‌دهند.

شکل‌های بالا نشان می‌دهند که روش پیشنهادی توانسته دقت، حساسیت و معیار صحت مناسبی را به تفکیک هر کلاس داشته باشد. همانطور که مشخص است دقت و حساسیت در اکثر کلاس‌ها برای داده آموزشی بالای ۹۷



شکل ۱۰. مقدار دقت بدست آمده در تکرارهای مختلف



شکل ۱۱. مقدار خطای بدست آمده در تکرارهای مختلف

شبکه، خطای آموزش و اعتبارسنجی برای روش پیشنهادی رو به کاهش است تا آنجا که خطای روش پیشنهادی به حدمعینی می‌رسد.

۴-۵- مقایسه با کارهای پیشین

عملکرد مدل پیشنهادی با معیارهای ارزیابی مذکور روی مجموعه داده ی یکسان و مشابه از نظر تعداد کلاسهای مجموعه داده با برخی از مدل‌های ذکرشده مقایسه شده است که در جدول ۲ نشان داده شده است.

همانطور که در شکل‌های (۱۰) و (۱۱) مشخص است مقدار دقت بدست آمده در تکرارهای اول بسیار پایین است و همینطور با افزایش تکرار و آموزش بیشتر شبکه، دقت آموزش و اعتبارسنجی برای روش پیشنهادی رو به افزایش است تا آنجا که دقت روش پیشنهادی به یک ثبات می‌رسد. اگر تعداد تکرار از یک حدی فراتر برود فرآیند بیش برآزش رخ می‌دهد و روش پیشنهادی نمی‌تواند داده‌های آزمایشی را به درستی تشخیص دهد. عکس همین روال برای برای نمودارخطا وجود دارد که در تکرارهای اول میزان خطا بسیار زیاد است و رفته رفته با افزایش تکرار و آموزش بیشتر

جدول ۲. مقایسه روش پیشنهادی با کارهای موجود

تحقیق	روش	تعداد کلاس ها	Accuracy	Precision	Recall
[۶]	شبکه عصبی عمیق کانولوشنی ساده	۷	۷۸٪	۷۹٪	۷۸٪
[۱۸]	یادگیری عمیق خوشه- بندی فازی	۷	۸۲٫۸٪	۸۱٫۶٪	۸۳٫۲٪
[۲۷]	شبکه کانولوشنی- یادگیری انتقالی	۷	۸۶٫۷٪	۸۵٫۹٪	۸۴٫۶٪
[۱۷]	شبکه عمیق-یادگیری توضیح پذیر	۷	۸۵٫۶۲٪	۸۵٫۶۲٪	۸۵٫۲٪
[۵]	شبکه عصبی عمیق- یادگیری فدرال	۷	۸۷٫۹٪	۸۸٪	۸۶٪
روش پیشنهادی	شبکه عصبی کانولوشنی پیشنهادی	۷	۸۷٫۷۲٪	۸۹٫۱٪	۹۰٫۴٪

تصاویر استفاده می‌شود و اندازه کل تصویر به 28×28 تغییر می‌یابد. علاوه بر این، یکی از چالش‌های موجود در مجموعه داده HAM10000 عدم تعادل داده‌ها است. به طوری که تعداد نمونه‌ها در برخی کلاس‌ها بسیار کم و در برخی کلاس‌ها بسیار زیاد است. در نتیجه، برای ایجاد تعادل، از تکنیک اضافه کردن تعداد نمونه‌ها برای ایجاد داده‌های مصنوعی برای کلاس‌هایی با تعداد نمونه کم استفاده شده است. سپس به کمک شبکه عصبی کانولوشنی مدلسازی انجام شد در این تحقیق از تصاویر درماتوسکوپی مجموعه داده HAM10000 که از عارضه‌های مختلف جمع‌آوری و ذخیره شده‌اند استفاده می‌شود. از این مجموعه داده با بیش از ۱۰۰۱۵ تصویر آموزشی برای تشخیص ضایعات پوستی رنگ دانه استفاده می‌شود. با اعمال روش پیشنهادی در مجموعه داده مذکور به مقدار صحت، دقت و بازیابی به ترتیب با مقادیر 87.72% ، 80.1% و 90.4% در داده‌های تست رسیدیم که در مقایسه با کارهای قبلی این تحقیق دقت بسیار خوبی است.

همانطور که در جدول ۲ مشخص است روش پیشنهادی دارای دقت 89.1% و صحت 87.72% روی مجموعه داده آزمایشی است که به نتیجه قابل مقایسه‌ای نسبت به روش‌های پیشین ذکر شده است. در روش [۶]. از شبکه عصبی کانولوشنی ساده به تنهایی استفاده شده است. در روش [۲۷] از ترکیب شبکه عصبی کانولوشنی و یادگیری انتقالی برای تشخیص بیماری‌های پوستی استفاده کرده‌اند. در روش [۱۷] و [۵] از روش‌های یادگیری جدید توضیح پذیر و یادگیری فدرال برای تشخیص بیماری‌های پوستی استفاده شده است.

۵- نتیجه گیری

سرطان پوست یکی از رایج‌ترین انواع سرطان است. در این مطالعه، مدلی مبتنی بر یادگیری عمیق هوش مصنوعی برای تشخیص سرطان پوست ارائه شد. مدل پیشنهادی مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی بوده است. روش پیشنهادی به این صورت است که ابتداء داده‌ها هم اندازه می‌شوند. بنابراین از تابع تغییر اندازه برای برابر کردن اندازه

منابع

- Divya, Niharika Anand, and Gaurav Sharma. "Convolutional Neural Network (Cnn) and Federated Learning-Based Privacy Preserving Approach for Skin Disease Classification." *The Journal of Supercomputing* 80.16 (2024): 24559-77. Print.
- Dorj, Ulzii-Orshikh, et al. "The Skin Cancer Classification Using Deep Convolutional Neural Network." *Multimedia Tools and Applications* 77 (2018): 9909-24. Print.
- Ghahfarrokhi, Sepehr Salem, et al. "Malignant Melanoma Diagnosis Applying a Machine Learning Method Based on the Combination of Nonlinear and Texture Features." *Biomedical Signal Processing and Control* 80 (2023): 104300. Print.
- Goyal, Manu, et al. "Artificial Intelligence-Based Image Classification Methods for Diagnosis of Skin Cancer: Challenges and Opportunities." *Computers in biology and medicine* 127 (2020): 104065. Print.

- Araújo, Daniella Castro, et al. "Finding Reduced Raman Spectroscopy Fingerprint of Skin Samples for Melanoma Diagnosis through Machine Learning." *Artificial Intelligence in Medicine* 120 (2021): 102161. Print.
- Baig, Ramsha, et al. "Deep Learning Approaches Towards Skin Lesion Segmentation and Classification from Dermoscopic Images-a Review." *Current Medical Imaging Reviews* 16.5 (2020): 513-33. Print.
- Balaji, VR, et al. "Skin Disease Detection and Segmentation Using Dynamic Graph Cut Algorithm and Classification through Naive Bayes Classifier." *Measurement* 163 (2020): 107922. Print.
- Cheong, Kang Hao, et al. "An Automated Skin Melanoma Detection System with Melanoma-Index Based on Entropy Features." *Biocybernetics and Biomedical Engineering* 41.3 (2021): 997-1012. Print.

- Diagnose Malignant Melanoma Via Thermal Conductivity Measurements." *Scientific reports* 9.1 (2019): 3853. Print.
20. Ongena, Yfke P, et al. "Artificial Intelligence in Screening Mammography: A Population Survey of Women's Preferences." *Journal of the American College of Radiology* 18.1 (2021): 79-86. Print.
21. Hybrid Algorithm Using Cnn and Lstm to Improve Performance in Skin Lesion Image Classification. 2024 Ninth International Conference on Informatics and Computing (ICIC). 2024. IEEE. Print.
22. Samanta, Anu, Indranil Hatai, and Ashis Kumar Mal. "A Survey on Hardware Accelerator Design of Deep Learning for Edge Devices." *Wireless Personal Communications* 137.3 (2024): 1715-60. Print.
23. Su, Qichen, et al. "A Gan-Based Data Augmentation Method for Imbalanced Multi-Class Skin Lesion Classification." *IEEE Access* 12 (2024): 16498-513. Print.
24. Wang, Ruxin, et al. "Boundary-Aware Context Neural Network for Medical Image Segmentation." *Medical image analysis* 78 (2022): 102395. Print.
25. Wang, Yuheng, et al. "Incorporating Clinical Knowledge with Constrained Classifier Chain into a Multimodal Deep Network for Melanoma Detection." *Computers in Biology and Medicine* 137 (2021): 104812. Print.
26. Zakeri, Arezoo, and Alireza Hokmabadi. "Improvement in the Diagnosis of Melanoma and Dysplastic Lesions by Introducing Abcd-Pdt Features and a Hybrid Classifier." *Biocybernetics and Biomedical Engineering* 38.3 (2018): 456-66. Print.
27. Zhang, Junpeng, et al. "Recent Advancements and Perspectives in the Diagnosis of Skin Diseases Using Machine Learning and Deep Learning: A Review." *Diagnostics* 13.23 (2023): 3506. Print.
28. Zhang, Ni, et al. "Skin Cancer Diagnosis Based on Optimized Convolutional Neural Network." *Artificial intelligence in medicine* 102 (2020): 101756. Print.
9. Kassem, Mohamed A, et al. "Machine Learning and Deep Learning Methods for Skin Lesion Classification and Diagnosis: A Systematic Review." *Diagnostics* 11.8 (2021): 1390. Print.
10. Khodadadi, Hamed, et al. "Nonlinear Analysis of the Contour Boundary Irregularity of Skin Lesion Using Lyapunov Exponent and Ks Entropy." *Journal of Medical and Biological Engineering* 37 (2017): 409-19. Print.
11. Korotkov, Konstantin, and Rafael Garcia. "Computerized Analysis of Pigmented Skin Lesions: A Review." *Artificial intelligence in medicine* 56.2 (2012): 69-90. Print.
12. Litjens, Geert, et al. "A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis." *Medical image analysis* 42 (2017): 60-88. Print.
13. Skin Lesion Segmentation Based on Improved U-Net. 2019 IEEE Canadian conference of electrical and computer engineering (CCECE). 2019. IEEE. Print.
14. Lynch, Charles J, and Conor Liston. "New Machine-Learning Technologies for Computer-Aided Diagnosis." *Nature medicine* 24.9 (2018): 1304-05. Print.
15. Maduranga, MWP, and Dilshan Nandasena. "Mobile-Based Skin Disease Diagnosis System Using Convolutional Neural Networks (Cnn)." *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing* 12.3 (2022): 47. Print.
16. Mastrodonato, Mario, Elio Conte, and Joseph P Zbilut. "A Fractal Analysis of Skin Pigmented Lesions Using the Novel Tool of the Variogram Technique." *Chaos, Solitons & Fractals* 28.5 (2006): 1119-35. Print.
17. Metta, Carlo, et al. "Improving Trust and Confidence in Medical Skin Lesion Diagnosis through Explainable Deep Learning." *International Journal of Data Science and Analytics* (2023): 1-13. Print.
18. Nawaz, Marriam, et al. "Skin Cancer Detection from Dermoscopic Images Using Deep Learning and Fuzzy K-Means Clustering." *Microscopy research and technique* 85.1 (2022): 339-51. Print.
19. Okabe, Takahiro, et al. "First-in-Human Clinical Study of Novel Technique to

