

تشخیص ملانوما با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق مبتنی بر رای‌گیری تعاملی

زهرا بمانی هنومرور

دانشجوی رشته مهندسی کامپیوتر، نرم افزار، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران

احمد یوسفی

گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران

چکیده

ملانوما یکی از خطرناک‌ترین انواع سرطان پوست است که اگرچه درصد کمی از کل موارد سرطان پوست را تشکیل می‌دهد، اما مسئول بخش عمده‌ای از مرگ‌ومیرهای ناشی از این بیماری است. تشخیص زودهنگام آن از اهمیت بالایی برخوردار است، بطوریکه درمان در مراحل اولیه می‌تواند بسیار مؤثر باشد. با این حال، شناسایی ملانوما به‌صورت بالینی نیازمند تخصص بالا بوده و مستعد خطای انسانی است. در این مقاله، یک روش ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق و رای‌گیری اکثریت ارائه شده است که هدف آن بهبود دقت تشخیص ملانوما است. در این روش، ابتدا تصاویر ورودی با استفاده از تکنیک‌های پیش‌پردازش مانند حذف نویز و نرمال‌سازی بهبود می‌یابند. سپس ویژگی‌های کلیدی تصاویر از طریق مدل‌های پیش‌آموزش‌دیده نظیر VGG و ResNet استخراج می‌شوند. در مرحله طبقه‌بندی، از چندین الگوریتم از جمله ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی استفاده شده و در نهایت، تصمیم نهایی با بهره‌گیری از روش رای‌گیری اتخاذ می‌شود. روش پیشنهادی برای کلاس‌های seborrheic keratosis و nevus مقادیر فراخوانی و $F1$ -score برابر با ۱ و ۰/۹۸ به‌دست آورده است که نشان‌دهنده توانایی بالای مدل در شناسایی دقیق این دو کلاس می‌باشد. همچنین برای کلاس melanoma مقدار فراخوانی برابر با ۰/۹۴ و مقدار $F1$ -score معادل ۰/۹۷ به‌دست آمده است که نشان‌دهنده عملکرد قوی و مؤثر مدل در شناسایی کلاس‌های پایگاه داده است. علاوه بر این، روش پیشنهادی با دقت ۹۷/۸۸٪ نسبت به سایر روش‌ها از عملکرد بهتر برخوردار است.

واژگان کلیدی: قطعه‌بندی، آموزش دادن، یادگیری عمیق، ملانوما، شبکه عصبی.



مقدمه

تصویربرداری پزشکی به عنوان یکی از ابزارهای کلیدی در تشخیص بیماری‌ها، نقش مهمی در افزایش دقت و سرعت فرآیندهای پزشکی ایفا می‌کند. پیشرفت‌های اخیر در فناوری‌های پردازش تصویر و هوش مصنوعی، امکان تحلیل دقیق‌تر تصاویر پزشکی را فراهم کرده و موجب کاهش وابستگی به تشخیص‌های انسانی شده است. سرطان پوست یکی از انواع شایع سرطان‌هاست که به دلیل تماس طولانی مدت با اشعه ماوراء بنفش یا عوامل ژنتیکی ایجاد می‌شود. در میان انواع مختلف این بیماری، ملانوما به دلیل ماهیت تهاجمی و سرعت بالای انتشار، نیازمند تشخیص زودهنگام و درمان سریع است. تشخیص ملانوما در مراحل اولیه می‌تواند تأثیر بسزایی در افزایش نرخ بقای بیماران داشته باشد، اما روش‌های سنتی تشخیص، مانند بررسی‌های بالینی و نمونه‌برداری‌های تهاجمی، محدودیت‌هایی از جمله زمان‌بر بودن، هزینه بالا و وابستگی به مهارت متخصصان دارند (Akilandusowmya et al, ۲۰۱۴).

ملانوما یکی از خطرناک‌ترین انواع سرطان‌های پوست محسوب می‌شود که به دلیل ماهیت تهاجمی و رشد سریع خود، از اهمیت ویژه‌ای در حوزه سلامت برخوردار است. اگرچه تنها ۴ درصد از انواع سرطان‌های پوست را شامل می‌شود، اما تأثیر قابل توجهی بر مرگ‌ومیر ناشی از این دسته از سرطان‌ها دارد و حدود ۷۵ درصد از موارد مرگ ناشی از سرطان‌های پوستی به ملانوما مرتبط است. این آمار نه تنها بر اهمیت این بیماری تأکید دارد، بلکه ضرورت یافتن روش‌های کارآمد برای شناسایی و درمان زودهنگام آن را دوجندان می‌کند. در مراحل اولیه، ملانوما معمولاً به روش‌های درمانی پاسخ مناسبی می‌دهد، اما در صورت عدم تشخیص به موقع، می‌تواند به سایر بافت‌ها و اندام‌های بدن نفوذ کرده و پیامدهای جدی و غیرقابل کنترلی ایجاد کند. این مسئله نیاز به استفاده از روش‌های پیشرفته و دقیق برای شناسایی این بیماری در مراحل ابتدایی را ضروری می‌سازد (Litjens et al, ۲۰۱۷).

با توجه به چالش‌های موجود در روش‌های سنتی، نیاز به راهکارهای هوشمند و خودکار برای تشخیص سریع و دقیق ملانوما بیش از پیش احساس می‌شود. در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های یادگیری عمیق به دلیل قابلیت‌های برجسته در تحلیل تصاویر پزشکی، مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته‌اند. این الگوریتم‌ها قادرند ویژگی‌های پیچیده‌ای را از تصاویر استخراج کرده و دقت بالایی در طبقه‌بندی ضایعات پوستی ارائه دهند. به‌ویژه، مدل‌های پیش‌آموزش‌دیده مانند VGG۱۶، ResNet۵۰ و EfficientNet، به دلیل توانایی در شناسایی الگوهای ظریف در داده‌های تصویری، عملکرد چشمگیری در تشخیص بیماری‌های پوستی داشته‌اند. ترکیب این مدل‌ها با روش‌های طبقه‌بندی نظیر ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی می‌تواند بهبود قابل توجهی در دقت تشخیص ایجاد کند.

روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق نه تنها دقت تشخیص ملانوما را افزایش می‌دهند، بلکه می‌توانند به عنوان ابزارهای کمکی برای پزشکان، تصمیم‌گیری‌های سریع و مبتنی بر داده را تسهیل کنند. این فناوری‌ها، علاوه بر کاهش خطای انسانی، امکان تحلیل حجم بالایی از داده‌های تصویری را در زمان کوتاه فراهم می‌کنند. به همین دلیل، توسعه مدل‌های ترکیبی که بتوانند اطلاعات استخراج شده از چندین معماری یادگیری عمیق را با یکدیگر ادغام کنند، می‌تواند به بهبود نتایج تشخیص کمک کند.

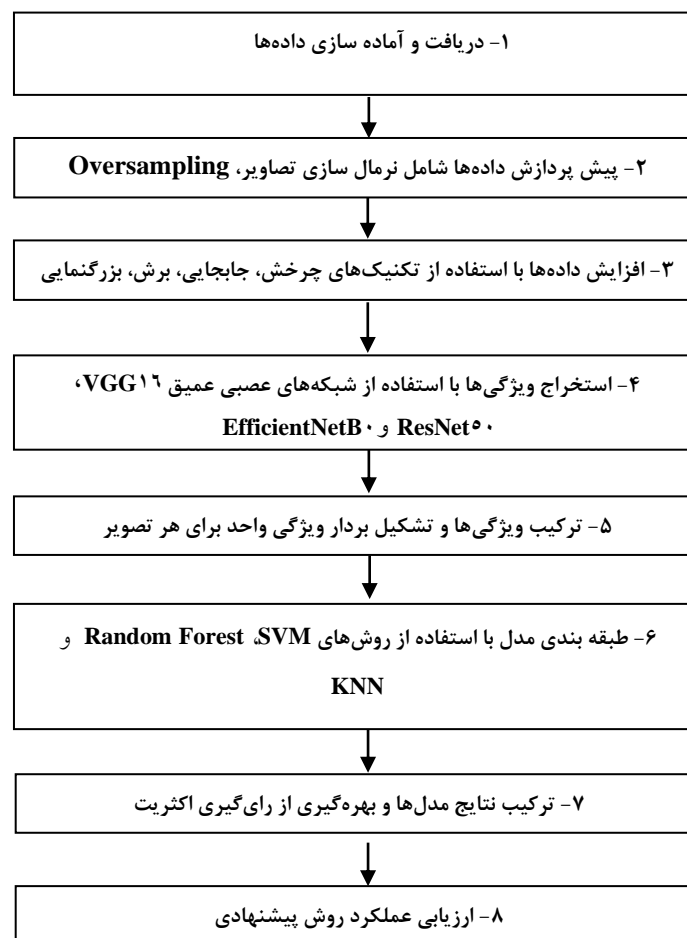
در این مقاله، یک روش جدید مبتنی بر ترکیب مدل‌های یادگیری عمیق و استراتژی‌های رای‌گیری ارائه شده است که هدف آن افزایش دقت در شناسایی ملانوما و کاهش نرخ خطای تشخیصی است. این روش می‌تواند به عنوان یک سیستم کمکی مؤثر در کنار تشخیص‌های پزشکی مورد استفاده قرار گیرد و گامی مهم در راستای بهره‌گیری از فناوری‌های نوین در تشخیص سرطان‌های پوستی باشد.

کارهای پیشین

در دهه گذشته، پیشرفت‌های چشمگیری در حوزه محاسبات و بهبود الگوریتم‌های تکاملی و تحلیلی صورت گرفته است که به طور قابل توجهی در تحلیل داده‌های پزشکی نقش داشته‌اند. این پیشرفت‌ها به‌ویژه در تشخیص سرطان پوست مؤثر بوده‌اند و روش‌های متنوعی برای شناسایی و تحلیل این بیماری ارائه شده است. در ادامه به مرور روش‌های پیشین در تشخیص سرطان پوست ملانوما پرداخته شده است.

در مرجع (Wei et al, ۲۰۲۴)، یک روش مبتنی بر تبدیل ویولت و الگوریتم اسنیک برای بهبود کیفیت تصاویر درموسکویی و قطعه‌بندی ضایعات پوستی ارائه شده است. ویژگی‌های کلیدی استخراج شده با استفاده از کاهش ابعاد به یک طبقه‌بند بیزین اعمال شده‌اند. در مرجع (Yang et al, ۲۰۲۲)، از لایه تصویری U در فضای YUV و آستانه‌گذاری Otsu برای قطعه‌بندی دقیق‌تر تصاویر

درموسکوپ استفاده شده است. هیستوگرام آماری مبتنی بر روش c-mean فازی برای طبقه‌بندی ضایعات پوستی به کار گرفته شده است. در مرجع (Alwakid et al, ۲۰۲۲)، یک سیستم خودکار تشخیص سرطان پوست معرفی شده که شامل طبقه‌بندی مبتنی بر کلنی مورچه، استخراج ویژگی‌های هندسی و بافتی، و طبقه‌بندی با استفاده از KNN و ANN است. در مرجع (Jojoa et al, ۲۰۲۱)، ترکیب آستانه‌گذاری و آنتروپی به همراه ویژگی‌های بافتی مبتنی بر GLCM برای طبقه‌بندی ضایعات پوستی با شبکه عصبی پیش‌رو استفاده شده است. در مرجع (Kaur et al, ۲۰۲۲)، الگوریتمی سه‌مرحله‌ای شامل طبقه‌بندی، استخراج ویژگی‌های شکل و توصیفگرهای فوری، و طبقه‌بندی آبخاری برای تحلیل ضایعات پوستی ارائه شده است. در مرجع (Fraiwan et al, ۲۰۲۲)، ترکیب کانتورهای فعال ژئودزیک و ویژگی‌های رنگ و بافت به همراه مدل‌های طبقه‌بندی مانند SVM و KNN برای تشخیص ضایعات پوستی مورد استفاده قرار گرفته است. در مرجع (Nancy et al, ۲۰۲۳)، روش پیشنهادی شامل پیش‌پردازش تصاویر با فیلتر میانه و قطعه‌بندی با الگوریتم خوشه‌بندی فازی C-means است. در مرجع (Mustafa et al, ۲۰۲۲)، تکنیک‌های پردازش تصویر و یادگیری ماشین برای استخراج ویژگی‌های زیرپوستی و تشخیص ملانوما به کار رفته است. در مرجع (Hurtado et al, ۲۰۲۱)، یک روش مبتنی بر تحلیل هیستوگرام‌های گرادیان و خطوط به همراه شبکه‌های یادگیری عمیق سبک برای طبقه‌بندی ضایعات پوستی پیشنهاد شده است. در مرجع (Foltz et al, ۲۰۲۴)، ترکیب ویژگی‌های دستی (رنگ، بافت، شکل) و یادگیری عمیق برای تشخیص دقیق‌تر سرطان پوست مورد استفاده قرار گرفته است. در مرجع (Gosh et al, ۲۰۲۴)، یک سیستم مبتنی بر هوش مصنوعی شامل شبکه‌های عصبی کانولوشنی و الگوریتم‌های طبقه‌بندی برای تشخیص زودهنگام سرطان پوست پیشنهاد شده است.



شکل ۱: بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

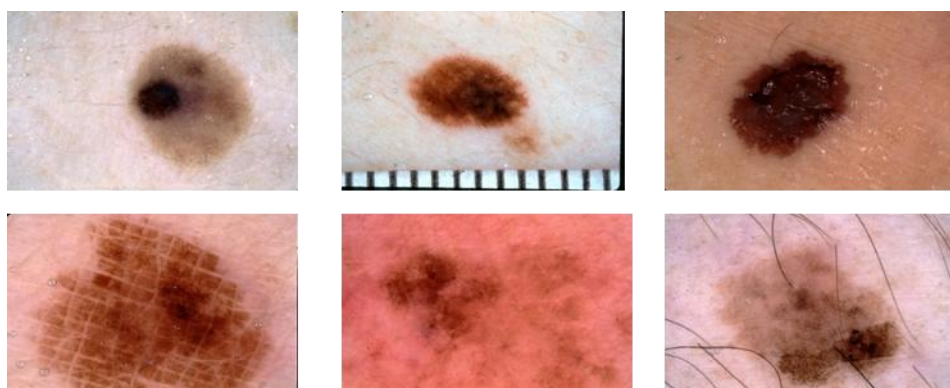


روش پیشنهادی

این تحقیق به معرفی یک رویکرد ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق و توصیف گرهای ویژگی برای ارتقاء دقت تشخیص ملانوما در تصاویر با شرایط محدود می پردازد. در ابتدا، تصاویر ورودی با استفاده از روش های پیش پردازش و افزایش داده بهبود می یابند. سپس، ویژگی های بافتی، هندسی و لبه ها از طریق مدل های VGG^{۱۶}، ResNet^{۵۰} و EfficientNetB^۰ استخراج می شوند. در گام بعدی، این ویژگی ها با بهره گیری از الگوریتم های طبقه بندی مانند SVM، جنگل تصادفی و KNN در یک سیستم رای گیری ensemble ترکیب می شوند تا دقت نهایی تشخیص به طور چشمگیری افزایش یابد. در بخش بعدی توضیحات روش پیشنهادی آورده شده است. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در شکل ۱ به تصویر کشیده شده است.

- پایگاه داده تصاویر

در این مقاله و به منظور ارزیابی روش پیشنهادی از پایگاه داده ISIC استفاده شده است که شامل تصاویری از انواع مختلف سرطان پوست، به ویژه ملانوما می باشد (Gosh et al, ۲۰۲۴). این پایگاه داده به عنوان یک منبع معتبر برای آموزش و ارزیابی مدل های یادگیری ماشین در تشخیص سرطان پوست شناخته می شود. نمونه هایی از تصاویر ملانوما از این پایگاه داده در شکل ۲ نشان داده شده اند که نمایانگر تنوع بالای تصاویر و ویژگی های ظاهری مختلف این نوع سرطان هستند.



شکل ۲: پایگاه داده تصاویر

- پیش پردازش داده ها

پیش پردازش تصویر مرحله ای حیاتی در تشخیص ملانوما است که به منظور بهبود کیفیت تصاویر ورودی و کاهش نویز انجام می شود. این مرحله شامل تقویت لبه ها و حذف تغییرات بی اهمیت به منظور برجسته سازی ویژگی های کلیدی است. در این تحقیق، از فیلتر پایین گذر گاوسی برای حذف نویزهای فرکانس بالا و حفظ اطلاعات اصلی تصویر استفاده شده است. این فیلتر با نرم کردن داده ها کیفیت تصاویر را بهبود می بخشد و به مدل یادگیری عمیق کمک می کند تا عملکرد دقیق تری در مراحل بعدی داشته باشد.

- جمع بندی داده ها و تقسیم بندی اولیه

در این پژوهش، داده های تصویری از یک پایگاه داده شامل سه کلاس مختلف seborrheic_keratosis، melanoma و nevus جمع آوری شدند. این تصاویر از منابع مختلف با کیفیت های متفاوت به دست آمدند. برای آموزش مدل های یادگیری عمیق و جلوگیری از overfitting، داده ها به سه مجموعه آموزشی، اعتبارسنجی و تست تقسیم شدند. مجموعه آموزشی که شامل ۵۰ درصد از داده ها بود، برای آموزش مدل ها استفاده شد. ۲۰ درصد از داده ها به مجموعه اعتبارسنجی اختصاص یافت تا مدل ها در طول فرآیند آموزش ارزیابی شوند. همچنین، ۳۰ درصد از داده ها برای ارزیابی عملکرد نهایی مدل در مجموعه تست قرار گرفتند تا اطمینان حاصل شود که مدل در

مواجهه با داده‌های جدید عملکرد مطلوبی دارد.

- نرمال سازی داده‌ها

نرمال سازی یکی از مراحل مهم در پیش پردازش داده‌ها است که برای استانداردسازی مقیاس پیکسل‌های تصاویر انجام می‌شود. مقادیر پیکسل‌های تصاویر معمولاً در محدوده ۰ تا ۲۵۵ قرار دارند که برای مدل‌های یادگیری عمیق مناسب نیست. به منظور بهبود عملکرد مدل، مقادیر پیکسل‌ها به محدوده [۰, ۱] نرمال می‌شوند. در این پژوهش، پس از بارگذاری هر تصویر، آن به آرایه‌ای از مقادیر عددی تبدیل شده و با تقسیم بر ۲۵۵، مقادیر به بازه [۰, ۱] تبدیل شدند. این کار باعث می‌شود فرآیند یادگیری مدل سریع‌تر و پایدارتر شود و به شبکه عصبی کمک می‌کند تا وزن‌ها را به‌طور بهینه‌تری به‌روز کند.

- افزایش تنوع داده‌ها

برای افزایش تنوع داده‌ها و جلوگیری از overfitting، از تکنیک Data Augmentation استفاده شد. این روش شامل تکنیک‌هایی چون چرخش تصاویر در زاویه‌های مختلف، جابه‌جایی عرضی و عمودی، برش تصادفی، زوم تصادفی، معکوس کردن تصاویر به‌طور افقی و تکمیل نواحی خالی تصاویر است. این تکنیک‌ها به مدل کمک می‌کنند تا ویژگی‌های مختلف تصاویر را از زوایای گوناگون و مقیاس‌های مختلف یاد بگیرد و از وابستگی به الگوهای خاص جلوگیری کند. در نتیجه، مدل قادر است ویژگی‌ها را از نواحی مختلف تصویر شناسایی کند و عملکرد آن بهبود یابد.

- استخراج ویژگی‌ها با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی عمیق

در پردازش تصویر، استخراج ویژگی‌ها بخش اساسی است که اطلاعات کلیدی از تصاویر برای انجام وظایف یادگیری ماشینی یا یادگیری عمیق استخراج می‌شود. در این تحقیق، به‌منظور تشخیص ملانوما از تصاویر پوست، از مدل‌های پیش‌آموزش‌دیده استفاده شده است. این مدل‌ها که به‌ویژه برای استخراج ویژگی‌های پیچیده از تصاویر طراحی شده‌اند، قادرند ویژگی‌های عمومی مانند لبه‌ها، بافت‌ها و اشکال را شناسایی کنند.

استفاده از مدل‌های پیش‌آموزش‌دیده مزایای بسیاری دارد:

۱. **کاهش زمان و منابع محاسباتی:** آموزش مدل از ابتدا زمان و منابع زیادی می‌طلبد، اما مدل‌های پیش‌آموزش‌دیده که بر روی مجموعه‌های داده بزرگ آموزش دیده‌اند، فرآیند آموزش را تسریع کرده و نیاز به محاسبات زیادی ندارند.
 ۲. **دقت بالاتر:** این مدل‌ها که روی داده‌های عظیم آموزش دیده‌اند، قادر به استخراج ویژگی‌های دقیق‌تر از تصاویر هستند و این ویژگی‌ها به بهبود عملکرد مدل‌های نهایی کمک می‌کنند.
 ۳. **عملکرد بهتر در داده‌های محدود:** در مسائل پزشکی که داده‌ها محدود هستند، مدل‌های پیش‌آموزش‌دیده کمک می‌کنند تا از ویژگی‌های استخراج‌شده از داده‌های بزرگ استفاده شده و در داده‌های محدود نیز عملکرد مطلوبی داشته باشند.
- در این مقاله از سه مدل پیش‌آموزش‌دیده VGG^{۱۶}، ResNet^{۵۰} و EfficientNetB^۰ استفاده شده است:
- **VGG^{۱۶}:** یکی از مدل‌های معروف که برای استخراج ویژگی‌های ابتدایی از تصاویر طراحی شده است و به دلیل سادگی و دقت بالا در مسائل مختلف، به‌ویژه در تشخیص بیماری‌های پوستی کاربرد دارد.
 - **ResNet^{۵۰}:** مدل با معماری Residual Networks که به شبکه‌های عصبی اجازه می‌دهد تا عمق بیشتری داشته باشند و از مشکلات vanishing gradients جلوگیری کند. این مدل برای استخراج ویژگی‌های پیچیده از تصاویر مناسب است.
 - **EfficientNetB^۰:** یک مدل بهینه‌شده که عملکرد خوبی با کمترین هزینه محاسباتی ارائه می‌دهد. این مدل به‌ویژه در شرایطی که منابع محدود است، عملکرد مناسبی دارد.

- فرآیند استخراج ویژگی

در این مطالعه، پس از بارگذاری مدل‌های پیش‌آموزش‌دیده، لایه‌های انتهایی که برای طبقه‌بندی استفاده می‌شوند، حذف و مدل‌ها به استخراج‌کننده ویژگی تبدیل شدند. این به این معناست که از لایه‌های کانولوشنی و مکس پولینگ برای استخراج ویژگی‌ها استفاده شده و لایه‌های طبقه‌بندی کنار گذاشته شدند.

مراحل انجام شده برای هر مدل به شرح زیر است:

۱. **بارگذاری مدل پیش‌آموزش‌دیده:** مدل‌ها با وزن‌های پیش‌آموزش‌دیده بر روی مجموعه داده ImageNet بارگذاری شدند که برای شناسایی ویژگی‌های ابتدایی مانند لبه‌ها، بافت‌ها و رنگ‌ها آموزش دیده‌اند.

۲. **حذف لایه‌های انتهایی:** لایه‌های انتهایی که برای طبقه‌بندی استفاده می‌شوند، حذف شدند تا مدل‌ها تنها به استخراج ویژگی‌های تصویری پرداخته و از وظیفه طبقه‌بندی صرف‌نظر کنند.

۳. **استخراج ویژگی‌ها:** تصاویر از مجموعه داده‌ها به مدل‌ها وارد و ویژگی‌های استخراج‌شده به صورت آرایه‌های عددی دریافت شدند. این ویژگی‌ها برای پردازش‌های بعدی و آموزش مدل‌های طبقه‌بندی استفاده شدند.

پس از استخراج ویژگی‌ها، مرحله بعدی آموزش مدل‌های طبقه‌بندی است. در این مرحله، ویژگی‌های استخراج‌شده به مدل‌های مختلف طبقه‌بندی شامل ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و KNN داده شده و مدل‌ها یاد می‌گیرند که هر تصویر به کدام کلاس تعلق دارد.

برای طبقه‌بندی تصاویر در این مقاله از سه مدل اصلی استفاده شده است:

- **ماشین بردار پشتیبان:** یک الگوریتم یادگیری نظارت‌شده که برای یافتن مرزهای تصمیم‌گیری بین کلاس‌های مختلف استفاده می‌شود و به‌ویژه برای مشکلات با داده‌های غیرخطی و ویژگی‌های پیچیده مناسب است.
- **جنگل تصادفی:** الگوریتمی که از مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم‌گیری استفاده می‌کند و به‌طور تصادفی بر روی نمونه‌های مختلف آموزش می‌بیند. این روش برای مقابله با Overfitting و مدل‌های پیچیده بسیار مؤثر است.
- **KNN:** الگوریتمی که بر اساس نزدیکی فاصله بین نمونه‌ها عمل می‌کند و برای طبقه‌بندی تصاویر بر اساس ویژگی‌های مشابه مناسب است.

در این مرحله، ویژگی‌های استخراج‌شده به مدل‌های طبقه‌بندی داده می‌شوند تا روابط بین ویژگی‌ها و کلاس‌ها شناسایی شود.

- رای گیری اکثریت

روش رای‌گیری حداکثری، که یکی از استراتژی‌های ترکیب مدل‌ها در یادگیری ماشینی است، پیش‌بینی‌هایی که از مدل‌های مختلف گرفته می‌شود با هم ترکیب می‌شوند تا پیش‌بینی نهایی به دست آید. در این روش، چندین مدل به‌طور مستقل پیش‌بینی‌هایی برای داده‌های ورودی انجام می‌دهند، به‌طوری که هر مدل ممکن است بر اساس ویژگی‌های خاص خود داده‌ها را پردازش کند و نتیجه متفاوتی بدهد. سپس، تمامی پیش‌بینی‌های انجام‌شده از مدل‌های مختلف جمع‌آوری می‌شوند و پیش‌بینی نهایی با استفاده از اکثریت آرا از میان این مدل‌ها به دست می‌آید.

در این پژوهش، از روش رای‌گیری حداکثری برای ترکیب پیش‌بینی‌های مدل‌های مختلف مانند SVM، جنگل تصادفی و KNN استفاده شده است. این ترکیب به مدل کمک کرده تا دقت پیش‌بینی نهایی را بهبود دهد و از ضعف‌های احتمالی هر مدل فردی جلوگیری کند. این تکنیک به‌ویژه در مسائل پیچیده پزشکی، مانند تشخیص بیماری‌های پوستی که ممکن است ویژگی‌های متفاوتی در تصاویر داشته باشند، مفید است.

نتایج

در این بخش، به تحلیل و ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی پرداخته می‌شود. هدف از این ارزیابی، سنجش اثربخشی مدل در تشخیص و طبقه‌بندی ملانوما از تصاویر پوستی با استفاده از معیارهای مختلف است. ارزیابی‌ها شامل تحلیل نتایج به‌دست‌آمده از مجموعه‌های تست

و اعتبارسنجی است که برای بررسی دقت و کارایی مدل استفاده می‌شوند. در این فرآیند، مدل از نظر دقت، حساسیت و F_1 مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

در جدول ۱، روش پیشنهادی با سایر روش‌ها مقایسه شده است. نتایج نشان‌دهنده برتری روش پیشنهادی با دقت ۹۷/۸۸٪ نسبت به سایر روش‌ها است. نزدیک‌ترین روش‌ها به این روش، روش‌های (Namozov et al, ۲۰۱۸) و (Nida et al, ۲۰۱۹) با دقت‌های ۸۶/۹۵٪ و ۹۴/۸۰٪ هستند، در حالی که روش‌های (Mahecha et al, ۲۰۱۸) و (Albahar et al, ۲۰۱۹) دقت‌های پایین‌تری دارند. این مقایسه حاکی از برتری روش پیشنهادی در تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر پوستی است. در مقایسه با روش‌های ارائه‌شده در جدول ۱، روش پیشنهادی این پژوهش از چندین جنبه برتری دارد. نخست، در مرحله‌ی پیش‌پردازش، علاوه بر نرمال‌سازی تصاویر، از تکنیک‌های متنوعی برای تصحیح نامتناسبی داده‌ها و افزایش داده‌ها استفاده شده است که به بهبود تعمیم‌پذیری مدل کمک می‌کند. برخلاف برخی از مطالعات که تنها به اعمال یک یا دو روش افزایش داده‌ها بسنده کرده‌اند، در این پژوهش طیف گسترده‌ای از تکنیک‌های چرخش، جابه‌جایی، برش تصادفی و زوم به کار رفته است. همچنین، روش پیشنهادی از چندین مدل پیش‌آموزش‌دیده‌ی قدرتمند شامل VGG۱۶، ResNet۵۰ و EfficientNetB۰ برای استخراج ویژگی‌ها بهره می‌برد، درحالی‌که بسیاری از روش‌های پیشین تنها از یک مدل واحد بهره می‌برند. علاوه بر این، رویکرد چندمدلی این پژوهش باعث استخراج ویژگی‌های غنی‌تر و کاهش نیاز به داده‌های آموزشی گسترده شده است. در مجموع، ترکیب مراحل پیش‌پردازش جامع، استراتژی‌های بهینه‌ی افزایش داده‌ها، و استفاده‌ی هم‌زمان از چندین مدل یادگیری عمیق موجب بهبود عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با تحقیقات پیشین شده است.

جدول ۱: مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها

روش	Accuracy
(Nida et al, ۲۰۱۹)	۹۴/۸۰
(Mahecha et al, ۲۰۱۸)	۷۷/۵۰
(Albahar et al, ۲۰۱۹)	۷۹/۴۹
(Mahbod et al, ۲۰۱۹)	۹۰/۶۹
(Namozov et al, ۲۰۱۸)	۹۵/۸۶
(Sigh et al, ۲۰۱۸)	۸۰/۳۰
(Devries et al, ۲۰۲۱)	۹۴/۹۰
(Sagar et al, ۲۰۲۱)	۹۳/۵۰
(Jojoa et al, ۲۰۲۱)	۹۴/۴۰
روش پیشنهادی	۹۷/۸۸



جدول (۴-۲) عملکرد روش پیشنهادی را در طبقه‌بندی سه کلاس داده‌های پایگاه ISIC، شامل melanoma، seborrheic keratosis و nevus، بر اساس معیارهای فراخوانی و $F1$ -score نشان می‌دهد. در این جدول، روش پیشنهادی برای کلاس‌های seborrheic keratosis و nevus مقادیر فراخوانی و $F1$ -score برابر با ۱ و ۰/۹۸ به دست آورده است که نشان‌دهنده توانایی بالای مدل در شناسایی دقیق این دو کلاس می‌باشد. همچنین برای کلاس melanoma، مقدار فراخوانی برابر با ۰/۹۴ و مقدار $F1$ -score معادل ۰/۹۷ گزارش شده است که نشان‌دهنده عملکرد قوی و مؤثر مدل در شناسایی این کلاس است.

جدول ۲: معیار فراخوانی و $F1$ برای سه کلاس پایگاه داده ISIC روش پیشنهادی

کلاس	$F1$ - Score (%)	Recall (%)
seborrheic keratosis	۰/۹۸	۱/۰۰
melanoma	۰/۹۷	۰/۹۴
Nevus	۰/۹۸	۱/۰۰

نتیجه گیری

در این پژوهش، یک روش نوین برای شناسایی و طبقه‌بندی ضایعات ملانوما از تصاویر پوستی با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنال و روش رای‌گیری حداکثری ارائه شد. این روش با بهره‌گیری از تکنیک‌های پیش‌پردازش جامع و افزایش داده‌ها، به بهبود تعمیم‌پذیری و دقت مدل کمک کرد. همچنین، استفاده از چندین مدل پیش‌آموزش‌دیده‌ی قدرتمند برای استخراج ویژگی‌ها، به غنی‌تر شدن اطلاعات و کاهش نیاز به داده‌های آموزشی گسترده منجر شد. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که این روش عملکرد بالاتری در مقایسه با سایر روش‌های موجود دارد و می‌تواند به عنوان یک ابزار مؤثر در تشخیص ملانوما از تصاویر پوستی در محیط‌های بالینی استفاده شود. این تحقیق می‌تواند مبنای تحقیقات بیشتر در جهت بهبود دقت و سرعت مدل‌ها در تشخیص ضایعات پوستی باشد.

منابع

- Akilandasowmya, G., Nirmaladevi, G., Suganthi, S.U. and Aishwariya, A., (۲۰۲۴). Skin cancer diagnosis: Leveraging deep hidden features and ensemble classifiers for early detection and classification. *Biomedical Signal Processing and Control*.
- Litjens, G., Kooi, T., Bejnordi, B.E., Setio, A.A.A., Ciompi, F., Ghafoorian, M., Van Der Laak, J.A., Van Ginneken, B. and Sánchez, C.I., (۲۰۱۷). A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical image analysis*. ۶۰-۸۸.
- Wei, Y., Zhang, D., Gao, M., Mulati, A., Zheng, C. and Huang, B., (۲۰۲۴). Skin Cancer Detection Based on Machine Learning. *Journal of Knowledge Learning and Science Technology* ISSN: ۲۹۵۹-۶۳۸۶ (online), Vol. ۳. No. ۲. ۷۲-۸۶.
- Yang S, Zhang Z, Wang Y, et al. Comparative analysis of deep learning models for melanoma detection using digital dermoscopy images. *Medical Image Analysis*. ۲۰۲۲; ۷۱: ۱۰۲۱۰۷.
- Alwakid, G., Gouda, W., Humayun, M. and Sama, N.U., (۲۰۲۲). Melanoma detection using deep learning-based classifications. In *Healthcare*. Vol. ۱۰. No. ۱۲.
- Jojoa Acosta, M.F., Caballero Tovar, L.Y., Garcia-Zapirain, M.B. and Percybrooks, W.S., (۲۰۲۱). Melanoma diagnosis using deep learning techniques on dermatoscopic images. *BMC Medical Imaging*. ۱-۱۱.
- Kaur, R., GholamHosseini, H., Sinha, R. and Lindén, M., (۲۰۲۲). Melanoma classification using a novel deep convolutional neural network with dermoscopic images. *Sensors*, Vol. ۲۲. No. ۳.
- Frairwan, M. and Faouri, E., (۲۰۲۲). On the automatic detection and classification of skin cancer using deep transfer learning. *Sensors*, Vol. ۲۲. No. ۱۳.



- Nancy, V.A.O., Prabhavathy, P., Arya, M.S. and Ahamed, B.S., (۲۰۲۳). Comparative study and analysis on skin cancer detection using machine learning and deep learning algorithms. *Multimedia Tools and Applications*. Vol. ۸۲. No. ۲۹. ۴۵۹۱۳-۴۵۹۵۷.
- Mustafa, S., Jaffar, A., Iqbal, M.W., Abubakar, A., Alshahrani, A.S. and Alghamdi, A., (۲۰۲۳). Hybrid Color Texture Features Classification Through ANN for Melanoma. *Intelligent Automation & Soft Computing*. Vol. ۳۵. No. ۲.
- Hurtado, J. and Reales, F., (۲۰۲۱). A machine learning approach for the recognition of melanoma skin cancer on macroscopic images. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*. Vol. ۱۹. No. ۴. ۱۳۵۷-۱۳۶۸.
- Foltz, E.A., Witkowski, A., Becker, A.L., Latour, E., Lim, J.Y., Hamilton, A. and Ludzik, J., (۲۰۲۴). Artificial Intelligence Applied to Non-Invasive Imaging Modalities in Identification of Nonmelanoma Skin Cancer: A Systematic Review. *Cancers*, Vol. ۱۶. No. ۳.
- Ghosh, H., Rahat, I.S., Mohanty, S.N., Ravindra, J.V.R. and Sobur, A., (۲۰۲۴). A Study on the Application of Machine Learning and Deep Learning Techniques for Skin Cancer Detection. *International Journal of Computer and Systems Engineering*. Vol. ۱۸. No. ۱. ۵۱-۵۹.
- Nida, N.; Irtaza, A.; Javed, A.; Yousaf, M.H.; Mahmood, M.T. (۲۰۱۹). Melanoma Lesion Detection and Segmentation Using Deep Region Based Convolutional Neural Network and Fuzzy C-Means Clustering. *Int. J. Med. Inform.* ۳۷-۴۸.
- Mahecha, M.S.S.; Parra, O.J.S.; Velandia, J.B. (۲۰۱۸). Design of a System for Melanoma Detection Through the Processing of Clinical Images Using Artificial Neural Networks. In *Challenges and Opportunities in the Digital Era*; ۶۰۵-۶۱۶.
- Albahar, M.A. (۲۰۱۹). Skin Lesion Classification Using Convolutional Neural Network With Novel Regularizer. *IEEE Access*. ۳۸۳۰۶-۳۸۳۱۳.
- Mahbod, A.; Schaefer, G.; Wang, C.; Ecker, R.; Ellinge, I. (۲۰۱۹). Skin Lesion Classification Using Hybrid Deep Neural Networks. In *Proceedings of the ICASSP ۲۰۱۹-۲۰۱۹ IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. ۱۲۲۹-۱۲۳۳.
- Namozov, A.; Ergashev, D.; Cho, Y.I. (۲۰۱۸). Adaptive Activation Functions for Skin Lesion Classification Using Deep Neural Networks. In *Proceedings of the ۲۰۱۸ Joint ۱۰th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and ۱۹th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS)*. ۲۳۲-۲۳۵.
- Singh, V.; Nwogu, I. (۲۰۱۸). Analyzing Skin Lesions in Dermoscopy Images Using Convolutional Neural Networks. In *Proceedings of the ۲۰۱۸ IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. ۴۰۳۵-۴۰۴۰.
- DeVries, T. and Ramachandram, D., (۲۰۱۷). Skin lesion classification using deep multi-scale convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:۱۷۰۳.۰۱۴۰۲*.
- Sagar, A. and Jacob, D., (۲۰۲۱). Convolutional neural networks for classifying melanoma images. *bioRxiv*.
- Jojoa Acosta, M.F.; Caballero Tovar, L.Y.; Garcia-Zapirain, M.B.; Percybrooks, W.S. (۲۰۲۱). Melanoma Diagnosis Using Deep Learning Techniques on Dermatoscopic Images. *BMC Med*. ۲۰۲۱,



Melanoma Detection Using Deep Learning Models Based on Interactive Voting

Zahra Bemani Honomarvar

Computer Engineering Student, Software, Islamic Azad University, Isfahan (Khorasgan) Branch,
Isfahan, Iran

Ahmad Yousofi

Department of Computer Engineering, Islamic Azad University, Isfahan (Khorasgan) Branch,
Isfahan, Iran

Abstract

Melanoma is one of the most dangerous types of skin cancer, which, although it constitutes a small percentage of all skin cancer cases, is responsible for a large proportion of deaths caused by the disease. Early detection is of high importance, as treatment in the initial stages can be very effective. However, clinical identification of melanoma requires high expertise and is prone to human error. This paper presents a hybrid approach based on deep learning and majority voting, aimed at improving the accuracy of melanoma detection. In this approach, input images are first enhanced using preprocessing techniques such as noise removal and normalization. Key features of the images are then extracted through pretrained models such as VGG and ResNet. In the classification step, several algorithms, including Support Vector Machine and Random Forest, are used, and the final decision is made using a voting-based method. The proposed method achieved recall and F_1 -score values of 1 and 0.98 for the seborrheic keratosis and nevus classes, indicating the model's high capability in accurately identifying these two classes. Additionally, for the melanoma class, the recall value was 0.94, and the F_1 -score was 0.97, demonstrating the model's strong and effective performance in classifying the dataset classes. Moreover, the proposed method outperforms other approaches with an accuracy of 97.88%.

Keywords: Segmentation, Training, Deep Learning, Melanoma, Neural Networks.