

قطعه‌بندی ضایعات پوستی با استفاده از روش Level Set Evolution برای تصاویر درموسکوپي ناهمگن در فضاهای رنگی

فاطمه ترکشوند^۱
عبدالله چاله‌چاله^{۱*}
سینا وفی^۲

۱. دانشکده فنی، گروه مهندسی کامپیوتر،
دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران
۲. دانشکده علوم و فناوری، دانشگاه چارلز
داروین، داروین، استرالیا

زمینه و هدف: ناهمگنی روشنایی تصاویر یکی از چالش‌های مهم در پردازش تصاویر کامپیوتری است که می‌تواند منجر به نتایج نادرست در قطعه‌بندی تصاویر شود. علی‌رغم وجود روش‌های متعدد قطعه‌بندی، مطالعات کمی در خصوص تأثیر ناهمگنی روشنایی و انتخاب بهترین کانال‌های رنگی در قطعه‌بندی انجام شده است. در این مقاله، از فضاهای رنگی مختلف برای تشخیص خودکار ضایعات پوستی استفاده شده است.

روش اجرا: در این تحقیق از روش قطعه‌بندی (LSE (Level Set Evolution همراه با هموارسازی شدت‌ها برای شناسایی کامپیوتری ضایعات پوستی استفاده شده است. ابتدا ناهمگنی روشنایی کاهش یافته و تصویر یکنواخت‌تری ایجاد می‌شود، سپس با قطعه‌بندی پیشنهادی دامنه تصویر به مناطق مجزا تفکیک می‌شود. این روش باعث تشخیص دقیق‌تر ضایعات پوست می‌گردد.

یافته‌ها: روش پیشنهادی بر روی ۲۰۰ تصویر درموسکوپي از مجموعه داده‌های شناخته‌شده PH2 با استفاده از کانال‌های رنگی مختلف آزمایش شده است. نتایج نشان می‌دهد که این روش در مقایسه با سایر روش‌ها، عملکرد بهتری دارد. صحت ۹۷٪، حساسیت ۹۸٪، اختصاصیت ۹۹٪ و ضریب دایس ۹۲٪ به دست آمده است.

نتیجه‌گیری: این روش توانایی جداسازی و تشخیص دقیق ضایعات را دارد و می‌تواند در فرآیند درمان ضایعات پوستی به پزشکان کمک کند.

کلیدواژه‌ها: قطعه‌بندی، ضایعات پوستی، تصاویر درموسکوپي، ناهمگنی، هموارسازی

دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۱۰/۳۰ پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۱۲/۰۴

پوست و زیبایی؛ زمستان ۱۴۰۳، دوره ۱۵ (۴): ۲۶۸-۲۵۳

نویسنده مسئول:

عبدالله چاله‌چاله

کرمانشاه، طاق‌بستان، خیابان دانشگاه،
دانشگاه رازی
پست الکترونیک:

chalechale@razi.ac.ir

تعارض منافع: اعلام نشده است.

مقدمه

دهند. علاوه‌براین، فقدان تکنیک‌های پیشرفته و کاربرپسند نگرانی‌های جدی در مورد شناسایی غیرتهاجمی، دقیق و سریع بیماری‌ها ایجاد کرده است^۱. در سال‌های اخیر تکنیک‌های قطعه‌بندی و طبقه‌بندی ضایعات پوستی در جهت تشخیص سریع‌تر و دقیق‌تر ضایعه توسعه یافته‌اند.

بیشترین نوع سرطان پوستی که انسان به آن مبتلا می‌شود، ملانوم است. اگرچه ملانوم شایع‌ترین نوع سرطان پوست است؛ اما با اتخاذ اقدامات پیشگیرانه،

سرطان پوست از شایع‌ترین انواع سرطان‌ها می‌باشد و هر ساله حدود ۳-۲ میلیون مورد سرطان پوست در سراسر جهان تشخیص داده می‌شود. رشد غیرطبیعی سلول روی پوست موجب ایجاد ضایعات پوستی می‌شود و بررسی دستی ضایعات پوستی کاری دشوار، چالش‌برانگیز و خسته‌کننده است.

تکنیک‌های تشخیص به کمک رایانه (CAD) برای افزایش مهارت‌های تحقیقاتی می‌توانند به پزشکان کمک کنند و زمان لازم برای تشخیص دقیق را کاهش

در صورت بروز چنانچه به سرعت تشخیص داده شود، قابل درمان می‌باشد.^۲

یکی از وسایلی که برای تشخیص به‌موقع ملانوما به‌کار می‌رود، درماتوسکوپ است. به‌وسیله این ابزار می‌توان تغییرات رنگدانه‌های ضایعات پوستی را در بیماری‌ها مورد ارزیابی قرار داد. درماتوسکوپ یک روش غیرتهاجمی و رایج برای بررسی رنگدانه‌های ضایعات پوستی است؛ اما این ابزار نمی‌تواند به‌طور دقیق مرحله پیشرفت بیماری را تعیین کند.^۳ در مراحل اولیه ملانوم از خال ملانوسیتی تشخیص داده نمی‌شود بنابراین، ابزار تشخیص خودکار برای پزشکان ضروری است. حتی هنگامی که متخصصین پوست برای تشخیص از درموسکوپ استفاده می‌کنند دقت و صحت تشخیص ملانوم ۸۴-۷۵ درصد است.^۴

به‌منظور کاهش عوارض سرطان پوست، تکنولوژی‌های تشخیص به‌کمک کامپیوتر طراحی شده است. استخراج مرز ضایعات پوستی به‌عنوان یک پارامتر مهم در تکنولوژی‌های تشخیص سرطان پوست به‌کمک کامپیوتر می‌باشد.^۵

تجزیه و تحلیل ضایعات پوست به‌کمک سیستم‌های کامپیوتری یک زمینه تحقیقاتی نوظهور است و موجب شده محققان به این سیستم‌ها توجه بیشتری داشته باشند؛ با این هدف که به‌عنوان ابزاری مفید برای متخصصان پوست جهت کاهش چالش‌های موجود در تشخیص دستی باشد.^۶ در حال حاضر سیستم‌های CAD نمی‌توانند بهترین نتایج تشخیص را ارائه دهند یا جایگزین متخصصین پوست باشند. تشخیص به‌صورت دستی و بدون استفاده از سیستم‌های کامپیوتری به‌زمان نیاز دارد درحالی‌که استفاده از سیستم‌های کامپیوتری زمان را تا حد قابل ملاحظه کاهش داده و دقت تشخیص را افزایش می‌دهد.^۷

تکنیک‌های پردازش تصویر و هوش مصنوعی نقش مهمی در بهبود دقت و سرعت تشخیص ضایعات پوستی ایفا می‌کنند. کامپیوتر توانا تر از انسان نیست؛

اما قادر است برخی از اطلاعات مانند تغییرات رنگ، عدم تقارن و خصوصیت‌های بافت را استخراج کند که به‌آسانی با چشم انسان قابل درک نیستند.^۴ مواد و روش‌ها برای شناسایی ضایعات ملانوم طی غربالگری تجربی (توسط غیرمتخصصین پوست) از تصاویر، معیارهای ABCD (عدم تقارن، بی‌نظمی مرزی، گوناگونی رنگ، قطر بزرگتر از ۶mm) و چک‌لیست ۷ نقطه‌ای کلاسکو می‌باشند.^۸

مراحل اصلی تشخیص ملانوم براساس کامپیوتر شامل تهیه تصاویر از ضایعات پوست، قطعه‌بندی ضایعه پوستی از پوست سالم، استخراج خصوصیت از ناحیه ضایعه و طبقه‌بندی خصوصیت‌ها می‌باشد. تشخیص نواحی مورد بررسی، به قطعه‌بندی کامل ضایعه یا تشخیص دقیق مرز ضایعه از پوست سالم وابسته است.^۴ تصاویر از طریق فرآیند دیجیتال‌سازی نمونه‌ها به‌دست می‌آیند و تجزیه و تحلیل ساختار نمونه‌های دیجیتالی‌شده در فضاها رنگی مختلف به‌عنوان یک پارامتر کاربردی در تشخیص بیماری‌ها به پزشکان کمک می‌کند. تشخیص سرطان به‌طور سنتی با تجزیه و تحلیل نمونه‌های به‌دست‌آمده از تجهیزات پزشکی (نظیر میکروسکوپ، درماتوسکوپ و دستگاه MRI) برای شناسایی خصوصیت‌های مورفولوژیکی نوع بیماری می‌باشد که با دیجیتال‌سازی نمونه‌ها می‌تواند به تصمیم‌گیری دقیق‌تر پزشکان در تشخیص بیماری‌ها کمک کند. در استخراج ضایعات پوستی ممکن است تصاویر به‌دست‌آمده بر اثر عوامل مختلفی مانند کیفیت دستگاه درموسکوپ مورد استفاده، ژل اعمال‌شده روی ضایعه به‌منظور عملیات تصویربرداری، مو، برخی مصنوعات (علائم) روی پوست و نیز میزان همکاری بیمار در ثبت تصویر، کیفیت لازم را نداشته باشند.^۹

مبتنی بر CAD، متخصصان پوست می‌توانند آنالیز را به‌طور مؤثر، دقیق و قابل اعتماد انجام دهند. قطعه‌بندی و طبقه‌بندی ضایعات پوستی دو موضوع مهم در توسعه یک سیستم CAD برای تشخیص

آینده بیان می‌شود.

روش اجرا

اگرچه روش‌های قطعه‌بندی به‌طور قابل‌توجهی نتایج قطعه‌بندی ضایعات پوستی را بهبود بخشیده است؛ اما مشکلاتی مانند نامتقارن بودن ضایعات، اندازه مختلف آن‌ها، کنتراست کم و مرزهای مبهم بین ضایعات پوست و پس‌زمینه، بر عملکرد قطعه‌بندی تأثیرگذار هستند.^{۱۸}

کپدهورات و همکاران^{۱۱} یک روش یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی ضایعات ملانوسیتی از تصاویر درموسکوپیک را معرفی کرده‌اند. پایگاه داده تصاویر استفاده‌شده آنها متشکل از ۶۵۵ تصویر ضایعات ملانوسیتی است. در روش پیشنهادی آنها، پس از یک مرحله پیش‌پردازش تصویر که شامل فیلترکردن موهای زائد می‌باشد، هر تصویر به‌طور خودکار با استفاده از الگوریتم‌های مشخص قطعه‌بندی می‌شود. سپس، هر ضایعه با یک بردار ویژگی که شامل اطلاعات شکل، رنگ، بافت و همچنین پارامترهای محلی و سراسری است مشخص می‌شود. مرحله یادگیری و طبقه‌بندی با استفاده از AdaBoost با درخت‌های تصمیم C4.5 انجام شده است.

روش مبتنی‌بر قانون ABCD و پروتکل‌های تشخیص الگوی پوستی توسط ایسای و همکاران^{۱۲} پیشنهاد شده است. آنها یک پشته کامل از الگوریتم‌ها را برای پارامترهای عدم تقارن، مرز، رنگ و قطر مورد استفاده قرار داده‌اند. همچنین از الگوریتم‌های مبتنی‌بر تحلیل هندسی و الگوریتم تشخیص الگوی همگن رنگدانه‌ها برای پردازش تصاویر دیجیتال، در راستای تشخیص ضایعات ملانوم، استفاده شده است. متخصصان درماتولوژی که در این تحقیق همکاری داشته‌اند نشان داده‌اند که این روش برای تشخیص تجربی مناسب بوده و برای متخصصان پوست که در سال‌های اولیه تجربه کافی برای بررسی ضایعات ملانوم

ضایعات پوستی هستند. با قطعه‌بندی مکان‌ها و مرزها، ضایعات شناسایی می‌شوند، درحالی که با طبقه‌بندی، انواع ضایعات تشخیص داده می‌شوند.^{۱۰} در بسیاری از پژوهش‌ها طبقه‌بندی تصاویر پوستی توسط قانون ABCD انجام می‌گیرد.^{۱۱،۱۲} برخی از ویژگی‌هایی که برای شناسایی ضایعات پوستی مورد استفاده قرار می‌گیرند شامل ناهمگنی، عدم تقارن، رنگ و بافت است که در فرایند تحلیل به‌منظور شناسایی ضایعات پوستی مورد استفاده قرار می‌گیرند.^{۱۳،۱۴} معمولاً در مقالات ارائه‌شده از یکی یا ترکیبی از قواعد موجود در ABCD برای تشخیص ضایعات استفاده شده است.

به‌منظور تشخیص ضایعه با استفاده از مرز ضایعه، می‌توان کانال‌های رنگی بهینه و آستانه‌گذاری ترکیبی را برای تشخیص مرزهای ضایعه مورد استفاده قرار داد.^{۱۵} هنگام تشخیص ضایعات ملانوسیتی، مجموعه‌ای از رنگ‌ها شامل سفید، قرمز، قهوه‌ای روشن، قهوه‌ای تیره، آبی تیره و سیاه در نظر گرفته می‌شوند و مکان هر رنگ در یک تصویر به‌صورت یک ماسک باینری، ثبت می‌شود.^{۱۶} قطعه‌بندی معمولاً مرزهای نامنظمی ایجاد می‌کند که می‌توان با عملیات فیلترکردن مناسب، این نامنظمی را کاهش داد.^{۱۷}

نوآوری اصلی این تحقیق، تعیین بهترین کانال رنگی برای قطعه‌بندی دقیق و مؤثر ضایعات پوستی می‌باشد که می‌تواند در مرحله تشخیص ضایعات پوستی نقشی حیاتی و مؤثر ایفا نماید. از دیگر نوآوری‌های این تحقیق ترکیب بهینه و مؤثر روش‌های قبلی با هدف بهبود عملکرد در قطعه‌بندی ضایعات پوستی و تعیین کانال بهینه است.

بخش دوم این مقاله شامل مروری بر مطالعات مرتبط صورت‌گرفته در این زمینه می‌باشد. در بخش سوم روش پیشنهادی به تفصیل شرح داده می‌شود. برون‌دادهای آزمایشگاهی به‌دست‌آمده از پیاده‌سازی روش پیشنهادی و مقایسه با کارهای دیگران در بخش چهارم ارائه و در بخش پنجم نتیجه‌گیری و کارهای

را ندارند، می‌تواند کاربرد داشته باشد.

شافر و همکاران^{۱۴} برای بهبود عملکرد قطعه‌بندی در مرحله پیش‌پردازش اطلاعات رنگ و کنتراست تصویر را افزایش دادند و نتایج به‌دست‌آمده از مرحله پیش‌پردازش را با دو الگوریتم قطعه‌بندی مختلف ترکیب کردند. الگوریتم قطعه‌بندی اول بر تجزیه و تحلیل پس‌زمینه با اندازه‌گیری تکراری پیکسل‌های غیرضایعه تکیه دارد و الگوریتم قطعه‌بندی دوم از شبکه‌های عصبی برای تشخیص لبه استفاده می‌کند.

در روش ارائه‌شده توسط هوآنگ و همکاران^{۱۹} برای بهبود دقت قطعه‌بندی ضایعات پوستی، از ترکیب شبکه‌های پیچشی و مجموعه سطح استفاده شده است. آن‌ها در ابتدا موقعیت ضایعه را توسط BCF-CNN تخمین زده و سپس انرژی لازم برای تکامل مرزهای ضایعه را با استفاده از روش مجموعه سطح محاسبه کرده و بهبود داده‌اند. سلبی و همکاران^{۱۷} روش‌های تشخیص مرز را مورد بررسی قرار داده‌اند. آن‌ها برای تشخیص مرز ضایعه از الگوریتم خوشه‌بندی استفاده کرده‌اند. همچنین برای حذف مصنوعات روی پوست از فیلترهای گاوسی (GF)، میانه (MF) و فیلتر انتشاری ناهمسانگرد (ADF) استفاده کرده‌اند. روش قطعه‌بندی توسعه‌یافته بر مبنای استراتژی تکامل به‌منظور قطعه‌بندی خودکار تصاویر ضایعه پوست توسط سیتیو و همکاران^{۲۰} ارائه شده است. روش آن‌ها نیازی به دادن پارامترهای ورودی مانند آستانه نداشته و عملکرد آن‌ها به ارزش‌های اولیه وابسته نمی‌باشد.

رامپراساد و همکاران^{۲۱} مدل‌های یادگیری عمیق را بررسی کرده‌اند. آن‌ها در ابتدا پیش‌پردازشی شامل حذف نویز، بهبود ضایعات پوستی و عملیات حذف مو را روی تصاویر اعمال کرده‌اند، سپس با استفاده از خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی تجمعی (HAC) ناحیه مبتلا به بیماری پوستی شناسایی شده و ویژگی‌های چندسطحی از تصاویر بخش‌بندی‌شده استخراج شده

است. در نهایت شبکه‌های عصبی را برای طبقه‌بندی خوش‌خیم و بدخیم بودن ضایعه با توجه به ویژگی‌های آموزش‌دیده استفاده کرده‌اند.

الگوریتم جریان‌بردار گرادیان مبتنی بر تغییر میانگین (GVF) ارائه‌شده توسط ژو و همکاران^{۲۲}، با استفاده مؤثر از انرژی‌های محاسبه‌ای، موجب بهینه‌سازی در تشخیص تصویر می‌شود. روش قطعه‌بندی پیشنهادی توسط آن‌ها شامل یک عملیات تغییر میانگین در تابع هزینه استاندارد GVF است. تجزیه و تحلیل نظری ثابت می‌کند که الگوریتم ارائه‌شده به‌سرعت همگرا می‌شود و نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که روش ارائه‌شده می‌تواند مرزهای ضایعه پوستی را در تصاویر درموسکوپي به‌خوبی تعیین کند.

مارتینز و همکاران^{۲۳} از تکنیک‌های یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی نوع تقارن ضایعات پوستی در تصاویر درموسکوپي استفاده کرده‌اند. آن‌ها با استفاده از مدل CNN نوع تقارن یک ضایعه پوستی را به کاملاً نامتقارن، متقارن با توجه به یک محور و متقارن با توجه به دو محور طبقه‌بندی کرده‌اند.

روش مبتنی بر گراف برای طبقه‌بندی رنگدانه‌های پوست توسط صادقی و همکاران^{۲۴} پیشنهاد شده است. در روش آن‌ها ابتدا یک مرحله پیش‌پردازش جهت بهبود تصویر و تشخیص لبه انجام شده است. تصویر لبه باینری به‌دست‌آمده به یک نمودار تبدیل می‌شود و الگوهای ویژگی تعریف‌شده با یافتن زیرگراف‌های حلقوی مربوط به ساختارهای بافت پوست استخراج می‌شوند. در روش ارائه‌شده توسط آن‌ها، زیرگراف‌های حلقوی فیلتر شده‌اند تا ساختارهای دیگر مانند گلوبول‌ها، نقاط و حباب‌های روغن را براساس اندازه و رنگ آن‌ها حذف کنند.

معماری CFF-NET برای قطعه‌بندی تحت نظارت ضایعات پوستی توسط شین و همکاران^{۲۵} مورد بررسی قرار گرفته است. این معماری مجهز به یک رمزگذار شبکه شامل شاخه‌های دوگانه است. شاخه CNN

قطعه‌بندی تصاویر ضایعات پوستی، با در نظر گرفتن ناهمگنی شدت‌ها، روشی ارائه شده است که در ادامه به توضیح جزئیات آن می‌پردازیم. روش ارائه‌شده بر روی مجموعه دادگان PH2 آزمایش و نتایج به‌دست‌آمده در ادامه با جزئیات بیان می‌گردد.

یافته‌ها

روش ارائه‌شده به‌منظور تعیین بهترین کانال رنگی در قطعه‌بندی ضایعه در پوست سالم می‌باشد. مراحل روش پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده است. در ادامه مراحل انجام کار با جزئیات بیان می‌شود.

پیش‌پردازش

در این بخش مراحل مختلف پیش‌پردازش که موجب تسهیل در تشخیص ضایعه می‌شود تشریح می‌گردد.

حذف حاشیه در تصاویر رنگی

در تصاویر مجموعه دادگان PH2 نواحی وجود دارد که جزء پوست نبوده؛ ولی در هنگام تصویربرداری به‌عنوان بخشی از تصاویر پوستی ثبت شده‌اند. پیکسل‌های این نواحی شدت روشنایی متفاوتی نسبت به پیکسل‌های پوست سالم و ضایعات پوستی دارند بنابراین با استفاده از مقادیر پیکسل‌ها، می‌توان این نواحی را شناسایی کرده و حذف نمود. حذف این نواحی با اعمال آستانه‌گذاری انجام می‌شود که با استفاده از رابطه زیر بیان می‌شود^{۲۸}:

$$g(R, G, B) = \begin{cases} \text{white} & \text{if } [R, G, B] \leq [t_1, t_2, t_3] \\ f(R, G, B) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

در این رابطه f ، تصویر اولیه (دارای حاشیه اطراف) و g ، تصویر بعد از حذف حاشیه می‌باشد. مقادیر بردار $[t_1, t_2, t_3]$ به‌صورت تجربی به‌دست آمده است.

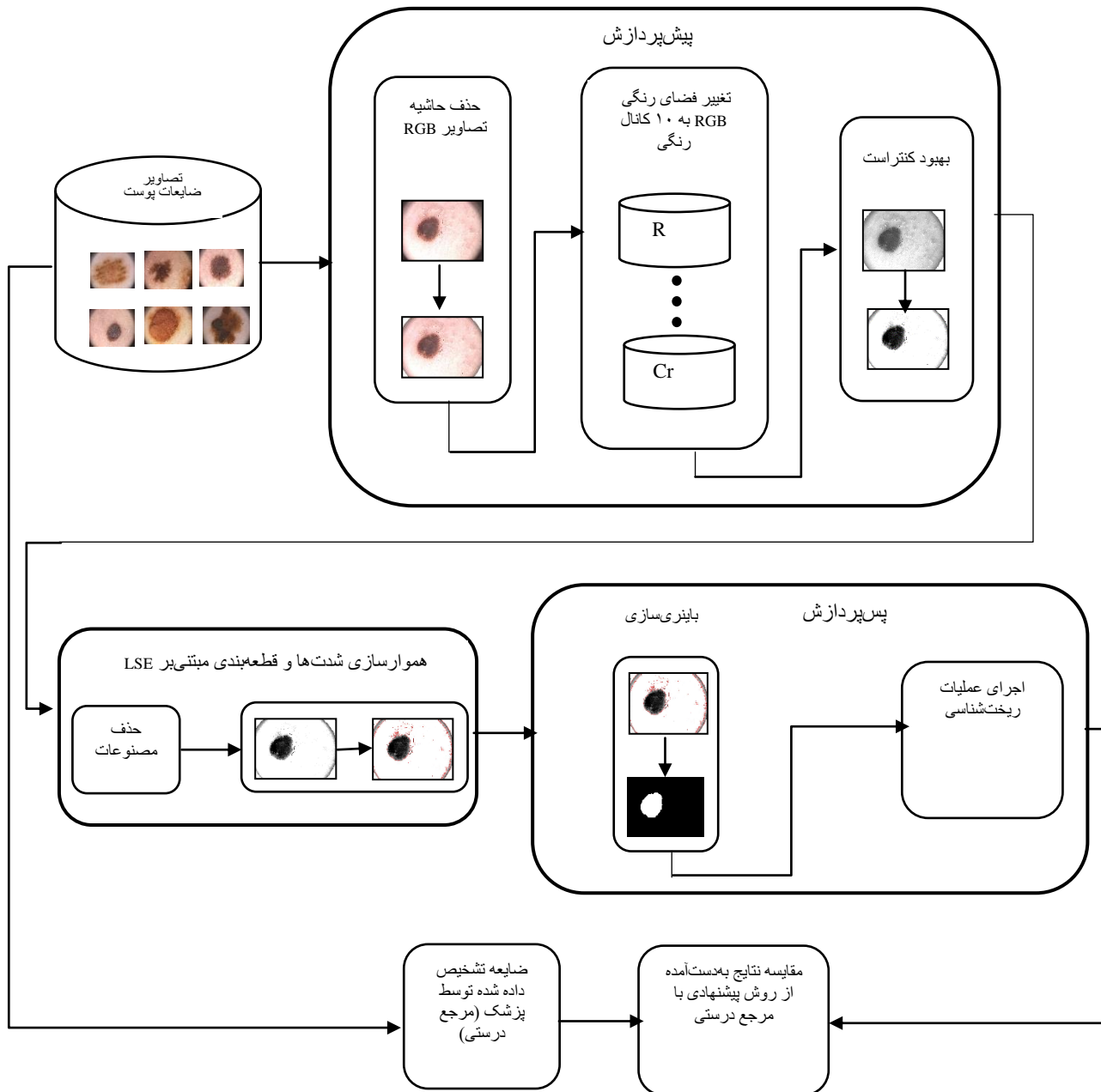
به این ترتیب اولین مرحله از پیش‌پردازش شناسایی و حذف پیکسل‌های غیرپوست در تصاویر است تا به‌دنبال آن مراحل بعدی در تشخیص و

به‌منظور استخراج خصوصیت و شاخه MLPs به‌منظور ایجاد وابستگی برای ترسیم دقیق ضایعات پوست می‌باشند. رامیا و همکاران^۹ از فضاها رنگی مختلف با در نظر گرفتن تجزیه موجک گسسته برای حذف داده‌های ناخواسته استفاده کرده‌اند. آنها روش‌های آستانه‌گذاری مبتنی بر روش Otsu و هیستوگرام را برای جداسازی ضایعه مورد مطالعه و بررسی قرار داده‌اند.

روش‌های کارآمد و دقیق برای تجزیه و تحلیل ضایعات پوستی مانند شبکه‌های عصبی پیچشی معمولاً پیچیده هستند بنابراین، چنین ساختارهای پیچیده‌ای به‌دلیل نیاز به منابع محاسباتی پرهزینه، چالش‌هایی در پیاده‌سازی ایجاد می‌کنند^{۲۶}.

روش‌های مجموعه سطحی که برای قطعه‌بندی تصویر استفاده می‌شوند به مدل‌های مبتنی بر ناحیه و مدل‌های مبتنی بر لبه تقسیم‌بندی می‌شوند. در این مقاله مدل مبتنی بر ناحیه برای قطعه‌بندی تصویر پیشنهاد شده است. مدل مورد بررسی بر روی تصاویر ناهمگن اعمال شده و یک تابع معیار خوشه‌بندی محلی برای شدت‌های تصویر در همسایگی هر نقطه تعریف می‌کند. خوشه‌بندی با توجه به مرکز همسایگی انجام‌شده، تعمیم یافته و به یک معیار اصلی برای قطعه‌بندی تصویر تبدیل می‌شود. به‌عبارت دیگر، این معیار خوشه‌بندی یک تابع انرژی تعریف کند و به این ترتیب به یک فرمول مجموعه سطح (LSF) تبدیل می‌شود. برای به حداقل رساندن این انرژی از تکامل مجموعه سطح (LSE) و تخمین میدان بایاس استفاده شده است. در این مقاله، روش معرفی‌شده در ۲۷ که برای قطعه‌بندی تصاویر MRI از موفقیت و اقبال خوبی برخوردار بوده است، به‌منظور قطعه‌بندی تصاویر ضایعات پوستی در فضاها رنگی مختلف مورد استفاده قرار گرفته است. سپس نتایج به‌دست‌آمده برای تعیین بهترین فضای رنگی مورد استفاده قرار گرفته است.

در این تحقیق برای تعیین بهترین کانال در



شکل ۱: مراحل اجرا و ارزیابی روش پیشنهادی.

قطعه‌بندی با دقت بالاتری انجام شود.

تغییر فضای رنگ

اگرچه فضای رنگی RGB یکی از محبوب‌ترین فضاهای رنگی برای نمایش رنگ در تصاویر طبیعی است؛ اما استفاده از آن در قطعه‌بندی تصویر به دلیل اینکه اطلاعات رنگ (کرومینانس) را از اطلاعات روشنایی (شدت نور) جدا نمی‌کند، محدود شده است.^۹ یک روش برای تجزیه و تحلیل تصاویر درموسکوپی

تغییر فضای رنگ است. هنگامی که برای قطعه‌بندی تصویر از فضاهای رنگی استفاده می‌شود داده‌های تصویر به فضاهای رنگی مختلف تبدیل می‌شوند^{۱۵} و^{۱۴}. کانال‌های رنگی مختلف از فضاهای رنگی متفاوت برای به حداکثر رساندن تبعیض بین پیکسل‌های تصویر در دو خوشه ضایعه و پوست زمینه استفاده کرده‌اند.^{۲۹} در هر کانال رنگی مراحل پیش‌پردازش مانند تنظیم شدت نور و حذف نویز انجام شده است.

تبدیل شوند.

ب) فضای رنگی HSV: این مدل رنگ با پارامترهای رنگ، اشباع و روشنایی نشان داده می‌شود. در این فضای رنگی، رنگ توسط مؤلفه رنگ مشخص می‌شود، اشباع، شدت رنگ (میزان خلوص رنگ) را توصیف کرده و پارامتر روشنایی میزان تیرگی یا روشنی تصویر را تعیین می‌کند.

این مدل با رنگ، اشباع و مقدار نشان داده می‌شود. کانال اول خود رنگ را تعریف می‌کند، درحالی که کانال اشباع نور همراه با رنگ را توصیف می‌کند و مقدار، روشنایی تصویر را تعیین می‌کند.

این فضای رنگی به دلیل تمایز شفاف بین مؤلفه‌های روشنایی و رنگ و همچنین سادگی تحلیل آن، به‌عنوان یکی از گزینه‌های محبوب در تفکیک و طبقه‌بندی رنگ‌ها شناخته می‌شود. تبدیل از RGB به HSV براساس روابط زیر می‌باشد^{۲۲،۳۳}:

$$H = \begin{cases} H_i & B > G \\ 360 - H_i & B > G \end{cases} \quad (۳)$$

که در اینجا H_i با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$H_i = \arccos \left(\frac{1}{\sqrt{2\{(R-G) + (R-B)\}}} \right) \quad (۴)$$

در رابطه ۴، H_i ، زاویه رنگی بین رنگ‌های قرمز، سبز و آبی را با استفاده از مقادیر RGB محاسبه می‌کند.

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)} \quad (۵)$$

در رابطه (۵)، S نشان‌دهنده میزان اشباع رنگ است که با محاسبه تفاوت بین بیشترین و کمترین شدت رنگ نسبت به قوی‌ترین کانال رنگی به‌دست می‌آید. هرچه مقدار S بزرگ‌تر باشد، رنگ‌ها خالص‌تر و

اطلاعات رنگ نقش مهمی در پردازش تصاویر پوست دارند. این مرحله شامل اطلاعات مربوط به رنگ پوست در فرایند قطعه‌بندی است که در آن تصویر RGB به فضاهای رنگی مختلف تبدیل شده و کانال‌های رنگی متناظر استخراج می‌شوند.

در پردازش تصویر اغلب فضای رنگی RGB مورد استفاده قرار می‌گیرد که در آن رنگ‌ها با طول موج طیفی قرمز، سبز و آبی در یک مختصات دکارتی نشان داده می‌شوند، در نتیجه هر پیکسل دارای یک بردار 3D با مقادیر ۰-۲۵۵ است^{۲۹}. برای غلبه بر محدودیت‌های فضای رنگ RGB، فضاهای رنگی دیگر براساس تغییر و تحول ریاضی روی کانال اصلی RGB توسعه یافته‌اند. در این پژوهش علاوه بر فضای رنگی RGB فضاهای رنگی HSV و YCbCr نیز مورد بررسی قرار گرفته‌اند که تبدیلات مرتبط با این فضاهای رنگی در ادامه آورده شده است.

الف) فضای رنگی YCbCr: فضای رنگی YCbCr، به‌منظور تفکیک مؤلفه‌های درخشندگی و کرومینانس از تصاویر رنگی می‌باشد. این فضای رنگی را می‌توان برای تصاویر رنگی با شدت درخشندگی متفاوت استفاده کرد^{۳۰}. فضای رنگی YCbCr از کانال Y که مؤلفه درخشندگی را نشان می‌دهد و کانال‌های Cb و Cr که اجزای کرومینانس را توصیف می‌کنند، تشکیل شده است. تبدیل از فضای رنگی RGB به فضای رنگی YCbCr با استفاده از روابط زیر بیان می‌شود^{۳۱}:

$$\begin{aligned} Y &= 0.299 * R + 0.587 * G + 0.114 * B \\ Cb &= (B - Y) * 0.564 + 128 \\ Cr &= (R - Y) * 0.713 + 128 \end{aligned} \quad (۲)$$

در رابطه ۲، Y درخشندگی تصویر است که وابسته به ترکیب مقادیر R، G و B می‌باشد. Cb نشان‌دهنده میزان رنگ آبی نسبت به درخشندگی است و Cr میزان رنگ قرمز را نسبت به آن نشان می‌دهد. به پارامترهای Cr و Cb مقدار ثابت ۱۲۸ اضافه می‌شود تا به محدوده‌ای مناسب برای ذخیره‌سازی در ۸ بیت

شدت تصویر به‌گونه‌ای است که این مقادیر به‌طور یکنواخت در محدوده شدت‌های ممکن قرار گیرند. این روش مبتنی بر مدل‌سازی شدت‌های تصویر ورودی به‌عنوان مقادیر پیوسته‌ای در بازه $[0,1]$ است و در آن از تابع چگالی احتمال شدت‌های ورودی برای تولید مقادیر خروجی که با استفاده از رابطه زیر بیان می‌شود، استفاده شده است^{۲۸}:

$$s = T(r) = \int_0^r \rho_r(w) dw \quad (8)$$

در رابطه ۸، ρ_r تابع چگالی احتمال است که شدت‌های ورودی تصویر را توصیف می‌کند و w به‌عنوان متغیر انتگرال‌گیری در تبدیل استفاده می‌شود. $T(r)$ تبدیل کاهشی شدت‌های ورودی است بنابراین، رابطه ۸ تابع توزیع تجمعی شدت‌های ورودی است که شدت‌های خروجی s را در بازه $[0,1]$ به‌صورت یکنواخت توزیع می‌کند. به بیان دیگر:

$$\rho(s) = \begin{cases} 1 & \text{for } 0 \leq s \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

این توزیع یکنواخت نشان‌دهنده این است که تمامی شدت‌ها با احتمال یکسانی رخ می‌دهند که در نتیجه منجر به بهبود کنتراست تصویر خواهد شد.

هموارسازی و قطعه‌بندی مبتنی بر LSE

ناهمگنی یک مشکل چالش‌انگیز در قطعه‌بندی تصویر است که ممکن است در تصاویر دنیای واقعی به‌دلیل عوامل مختلف، مانند فضای متغیر نور در دستگاه‌های تصویربرداری رخ دهد و باعث بروز مشکلاتی در پردازش تصویر و بینایی کامپیوتر شود. این امر باعث می‌شود شناسایی نواحی براساس شدت پیکسل‌ها غیرممکن شود.

در تصاویر، تفاوت‌های غیریکنواختی در روشنایی نقاط وجود دارد. این تفاوت‌ها به‌صورت نویز در تصاویر مشاهده شده و باعث کاهش دقت دسترسی به اطلاعات موردنیاز در تصویر می‌شوند. هم‌چنین این

اشباع‌تر به‌نظر می‌رسند. علاوه‌براین، با کاهش S ، رنگ‌ها به‌تدریج به‌سمت طیف‌های خاکستری‌گرایش پیدا می‌کنند.

$$V = \frac{\max(R, G, B)}{255} \quad (6)$$

در رابطه ۶، V مقدار روشنایی را نشان می‌دهد و به حداکثر مقدار، بین مقادیر R ، G و B اشاره دارد. مقدار ۲۵۵ به این دلیل استفاده می‌شود که هر یک از کانال‌های R ، G و B در مقیاس ۸ بیتی (۰ تا ۲۵۵) ذخیره می‌شوند.

ج) فضای رنگی GRAY: تبدیل از فضای رنگ RGB به سطح خاکستری با استفاده از رابطه ۷ به‌دست می‌آید که وزن‌های خاصی به هر کدام از کانال‌های رنگی اختصاص می‌دهد^{۳۴}:

$$Gray = 0.299 * R + 0.586 * G + 0.114 * B \quad (7)$$

مقادیر ثابت، ۰/۲۹۹، ۰/۵۸۶ و ۰/۱۱۴ به‌ترتیب ضرایب تبدیل کانال‌های قرمز، سبز و آبی می‌باشند. این مقادیر نشان می‌دهند رنگ سبز بیشترین تأثیر را در درک درخشندگی تصویر توسط چشم انسان دارد، درحالی‌که رنگ آبی کمترین تأثیر را دارد.

بهبود کنتراست

تصاویر با کنتراست پایین اغلب ناشی از نوردهی نامناسب و محدودیت دامنه دینامیکی حسگرها هستند. برای این منظور، از توابع تبدیل خطی یا غیرخطی به‌منظور گسترش دامنه سطوح خاکستری و بهبود کنتراست استفاده می‌شود.

در فرآیند هم‌سطح‌سازی هیستوگرام، هدف افزایش کنتراست تصاویر دیجیتال از طریق توزیع مجدد مقادیر جدول ۱: کانال‌های رنگی استفاده‌شده در تبدیل فضای رنگ

Color spaces	Color channels
RGB	R,G,B
HSV	H,S,V
GRAY	GRAY
YCbCr	Y,Cb,Cr

مقدار هزینه کاهش یابد. کاهش هزینه در این مرحله به این معناست که با توجه به اطلاعات موجود در تصویر، مرزها و نواحی مختلف با دقت بیشتری تشخیص داده شده و تصویر بهینه، بدون میدان بایاس یا نویز به دست می آید. این مرحله بیانگر میزان کاهش تفاوت‌های غیریکنواخت و نزدیک شدن به تشخیص، با هدف کاهش هزینه می باشد.

مرحله سوم تطبیق هموارسازی است. هموارسازی یک تکنیک برای پردازش و بهبود کیفیت تصاویر دیجیتال می باشد. با توجه به ویژگی‌های موجود در یک تصویر، فرایند هموارسازی می تواند شامل تغییر شکل و فرم هموارسازی، تغییر میزان هموارسازی در مناطق مختلف تصویر و تنظیم و بهینه سازی پارامترهای الگوریتم هموارسازی LSE باشد. به طور کلی هدف این مرحله این است که هموارسازی به گونه ای تغییر کند که با توجه به تصویر و اطلاعات موجود، مرزها و نواحی تصویر با دقت بیشتری تشخیص داده شوند که این بهبود با کاهش هزینه و بهینه سازی هموارسازی در طول تعدادی از تکرارها انجام می شود.

مراحل دوم و سوم به صورت تکراری اجرا می شوند تا هموارسازی به میزان مناسب برای تصحیح تصویر برسد. در مرحله چهارم پس از تعداد تکرار مورد نظر تصویر ضایعه قطعه بندی شده به دست می آید که تصویری بهبود یافته و بدون نویز می باشد.

باینری سازی

به منظور تبدیل نتایج به دست آمده از مرحله هموارسازی به تصاویر باینری از روش Otsu استفاده شده است. این روش یک آستانه گذاری بهینه است که با حداکثر کردن واریانس بین کلاسی یا حداقل کردن واریانس درون کلاسی، آستانه مناسبی را برای تفکیک کلاس های تصویر انتخاب می کند. به طور کلی این الگوریتم آستانه ای را جستجو می کند که واریانس درون کلاسی را به حداقل برساند، که به عنوان مجموع وزنی واریانس های دو کلاس تعریف می شود.

تفاوت های غیریکنواخت در نواحی مختلف تصویر یعنی از ناحیه ای به ناحیه دیگر در تصویر متفاوت می باشند. بیشتر الگوریتم های قطعه بندی به میزان یکنواخت بودن شدت روشنایی پیکسل ها در تصاویر وابسته اند در نتیجه قابل اعمال بر روی تصاویر ناهمگون نیستند. با استفاده از روش های هموارسازی می توان مشکل قطعه بندی را در تصاویری که تفاوت های غیریکنواخت در شدت روشنایی پیکسل های تصویر دارند، بر اساس تئوری های ریاضی به خوبی حل کرد.

در این مطالعه به منظور افزایش دقت قطعه بندی و همچنین برای از بین بردن آثار مصنوعی مانند خطوط پوست، مو، حباب های هوا و سایر نویزهای ناشی از تصویربرداری، از الگوریتمی کارآمد مبتنی بر هموارسازی سطح، که توسط نویسندگان مقاله^{۲۷} برای قطعه بندی تصاویر MRI با شدت های ناهمگن ارائه و با نتایج موفقیت آمیزی همراه بوده است، استفاده شده است. در ادامه تشریح کلی و مختصر این الگوریتم ارائه و خوانندگان محترم برای اطلاع از جزئیات ریاضی روش می توانند به مقاله اصلی مراجعه نمایند.

مراحل الگوریتم

در مرحله اول هر نقطه از تصویر با یک مقدار مشخص نشان داده می شود که این مقدار می تواند مثبت یا منفی باشد. مثبت بودن یک نقطه به این معناست که این نقطه در داخل ناحیه ای است که بایستی تشخیص داده شود و مقدار آن به اندازه فاصله آن از مرز ناحیه، مثبت است. منفی بودن این نقطه به این معناست که این نقطه در خارج از ناحیه مورد تشخیص قرار دارد که این مقدار به اندازه فاصله آن از مرز این ناحیه، منفی خواهد بود. به این ترتیب در این مرحله می توان به وضوح مرزها را تشخیص داد.

مرحله دوم کاهش هزینه است. در این مرحله براساس اطلاعات به دست آمده از مرحله اول مانند میدان بایاس (نویز)، هموارسازی را به گونه ای تنظیم می کند که با تصحیح تصویر و حذف میدان بایاس

نتایج

موجود بودن یک مجموعه داده از تصاویر درموسکویی به‌عنوان یک مرجع، به‌منظور ارزیابی عملکرد روش‌های مورد مطالعه توسط محققین یک مسئله اساسی است. در این تحقیق مجموعه دادگان PH2 به‌منظور ارزیابی و اعتبارسنجی الگوریتم قطعه‌بندی پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته است. تصاویر ضایعات پوستی در این مجموعه دادگان تحت شرایط ثابت جمع‌آوری شده‌اند.

هر یک از تصاویر در این مجموعه دادگان دارای برخی ویژگی‌های ضایعه مانند ماهیت نامتقارن، رنگ ضایعه و ساختارهای متفاوت و مختلف مانند رگ‌ها، حجاب آبی مایل به سفید، شبکه‌های رنگدانه‌ای، گلوبوس و مناطق رگ‌سیون است و به‌منظور کمک به متخصصین پوست جهت تشخیص تجربی و همچنین در برخی از روش‌های تجزیه و تحلیل ضایعات پوستی کاربرد دارند.^۹

برای هر یک از تصاویر این مجموعه دادگان، قطعه‌بندی دستی و تشخیص تجربی ضایعه پوستی در دسترس می‌باشد. تصاویر مورد بررسی با در نظر گرفتن کیفیت، وضوح تصویر و خصوصیت‌های درموسکویی با دقت از این مجموعه دادگان انتخاب شده‌اند. هر تصویر توسط یک متخصص پوست با تجربه و با توجه به پارامترهای زیر مورد بررسی قرار گرفته است:

- ♦ قطعه‌بندی دستی ضایعه پوستی؛
 - ♦ تشخیص تجربی و بافت‌شناسی (در صورت وجود) و
 - ♦ معیارهای درموسکویی (عدم تقارن، رنگ، شبکه رنگدانه، نقاط / گلبول‌ها و نواحی رگ‌سیونی).
- نتایج به‌دست‌آمده از روش پیشنهادی بر روی ضایعات، با نتایج به‌دست‌آمده توسط متخصصین پوست مقایسه شده است. برای انجام این مقایسه از معیارهای ارزیابی صحت (۱۲)، حساسیت (۱۳)، اختصاصیت (۱۴) و ضریب دایس (۱۵) استفاده شده است.

باینری‌سازی به روش Otsu با رابطه زیر به‌دست می‌آید^{۱۵،۲۹}:

$$\sigma_w^2(t) = w_0(t)\sigma_0^2(t) + w_1(t)\sigma_1^2(t) \quad (10)$$

در رابطه ۱۰، w_0 و w_1 احتمالات دو کلاس هستند که با آستانه t از هم جدا شده‌اند و σ_0^2 و σ_1^2 واریانس‌های دو کلاس هستند.

اجرای عملگرهای ریخت‌شناسی

به‌منظور افزایش دقت در استخراج ضایعه برخی عملیات ریخت‌شناسی نیز مورد استفاده قرار گرفته است. این فرایند طی سه مرحله انجام می‌شود. در ابتدا اجزای متصل در تصویر باینری شناسایی شده و به هر جزء متصل یک برچسب منحصر به فرد داده می‌شود. سپس تعداد پیکسل‌های هر جزء محاسبه شده و در نهایت اجزای متصل که اندازه آن‌ها کوچکتر از مقدار آستانه مشخص شده باشد حذف می‌شوند. این عملیات با استفاده از الگوریتم‌های برچسب‌گذاری اجزای متصل انجام می‌شود.^{۲۸}

هم‌چنین در تصاویر باینری شده به‌دست‌آمده در صورتی که تمامی حفره‌ها پر نشده باشند، در نواحی محصور توسط مرزهای تصویر I که دارای پیکسل صفر می‌باشند، مقدار یک قرار می‌گیرد بدون اینکه مرزهای خارجی تغییر کنند. این عملیات با استفاده از رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$f(x, y) = \begin{cases} 1 - I(x, y) & \text{if } (x, y) \text{ is on the border of } I \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

در رابطه ۱۱ اگر (x, y) روی مرز تصویر I باشد مقدار $f(x, y)$ برابر با $1 - I(x, y)$ و اگر $I(x, y)$ برابر صفر (پیکسل پس‌زمینه) باشد، مقدار $f(x, y)$ برابر با یک خواهد بود؛ یعنی ناحیه پر خواهد شد. اگر نقطه (x, y) در داخل تصویر و دور از مرزها باشد مقدار $f(x, y)$ برابر صفر خواهد بود به این معنا که حفره‌های داخلی بدون تغییر باقی می‌مانند.

مرحله بعدی در پیش‌پردازش بهبود کیفیت تصویر در فضاهای رنگی است. به منظور رسیدن به کنتراست مناسب با توجه به شدت روشنایی پیکسل‌های تصاویر در این مرحله، از ویژگی میانگین شدت روشنایی تصاویر در فضاهای رنگی استفاده شده است.

با توجه به میانگین شدت روشنایی هر تصویر، متناسب با آن شدت روشنایی، کنتراست، برای هر تصویر بهبود یافته است. پس از انجام پیش‌پردازش مراحل قطعه‌بندی مبتنی بر LSE همراه هموارسازی شدت‌ها برای شناسایی ضایعات پوستی مطابق بخش ۲-۳ روی تصاویر اعمال شده است. ناهمگنی در تصاویر درموسکوپي ضایعات پوستی به وضوح دیده می‌شود و روش پیشنهادی یک قطعه‌بندی دقیق برای چنین تصاویری ارائه می‌دهد. در نهایت نتایج به دست آمده از این مرحله به منظور مقایسه با نتایج به دست آمده از تشخیص تجربی، باینری شده‌اند.

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده PH2، نتایج به دست آمده در ۴ مرحله مورد مقایسه قرار گرفته است: خال معمولی، خال غیر معمولی، ملانوم و بررسی نتایج در حالت کلی. این قطعه‌بندی‌ها بر اساس طبقه‌بندی موجود در دادگان PH2 می‌باشد که در این مجموعه داده ۲۰۰ تصویر به ۳ دسته تقسیم شده‌اند و شامل ۸۰ تصویر معمولی، ۸۰ تصویر غیر معمولی و ۴۰ تصویر ملانوم می‌باشد. جداول ۲-۴ به ترتیب نشان‌دهنده نتایج قطعه‌بندی به دست آمده تصاویر ملانوم، تصاویر غیر معمولی و تصاویر معمولی در برخی از فضاهای رنگی می‌باشند. به طور کلی نتایج به دست آمده از این مجموعه داده در جدول ۵ نشان داده شده است. در نتایج به دست آمده از این بررسی‌ها کانال رنگی B جهت تشخیص ضایعه، صحت بالاتری نسبت به فضاهای رنگی دیگر دارد.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \times 100 \quad (12)$$

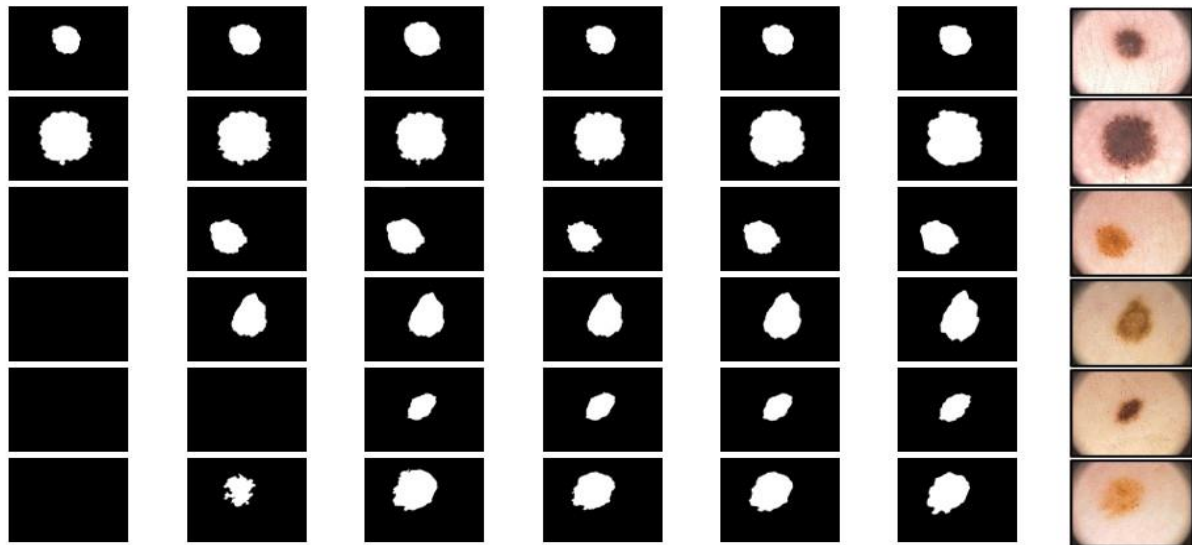
$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (13)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \quad (14)$$

$$Dice = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \times 100 \quad (15)$$

که در این روابط TP، TN، FN و FP به ترتیب به درست مثبت، درست منفی، نادرست مثبت و نادرست منفی اشاره می‌کنند. TP و TN به ترتیب نشان‌دهنده تعداد پیکسل‌هایی هستند که به عنوان بخشی از ضایعه و پوست پس‌زمینه برای هر دو طبقه‌بندی به صورت دستی و خودکار می‌باشند. FP نشان‌دهنده تعداد پیکسل‌هایی است که به عنوان بخشی از ضایعه در مرز به صورت خودکار طبقه‌بندی شده است؛ اما به عنوان بخشی از پوست پس‌زمینه در مرز دستی ضایعه برچسب زده شده است و در نهایت FN نشان‌دهنده تعداد پیکسل‌ها است که به عنوان بخشی از پوست پس‌زمینه در مرز به صورت خودکار طبقه‌بندی شده است؛ اما به عنوان بخشی از ضایعه در مرز دستی برچسب زده شده است.^{۳۵}

در شکل ۲ مراحل روش پیشنهادی به منظور استخراج ضایعه از تصاویر درموسکوپي آمده است. در ابتدا تصویر رنگی از پایگاه داده خوانده شده و با توجه به وجود نواحی غیرپوست در تصاویر، بخشی از پیش‌پردازش به حذف این نواحی که پیکسل‌های آنها شدت رنگ خاصی دارند اختصاص یافته است. پس از حذف این نواحی تصاویر رنگی به فضای رنگی موردنظر تبدیل شده‌اند.



شکل ۲: الف) تصویر اولیه ب) تصویر به‌دست‌آمده از تصویر اولیه پس از حذف حاشیه پ) تبدیل تصویر به فضاهای رنگی ت) بهبود کنتراست تصاویر ث) قطعه‌بندی ضایعه با استفاده از روش پیشنهادی ج) باینری‌سازی ضایعه به‌دست‌آمده و اعمال عملیات ریخت‌شناسی.

جدول ۵: نتایج ضایعات پوستی در کانال‌های رنگی مختلف بر روی ۲۰۰ تصویر از مجموعه داده PH2.

Color space	(Acc)	(Sen)	(Spec)	(Dice)
R space	86%	87%	99%	76%
G space	91%	92%	98%	83%
B space	95%	97%	98%	91%
GRAY space	91%	91%	99%	83%
Y space	88%	88%	98%	75%

براساس آزمایشات انجام‌شده، روش پیشنهادی نتایج قابل‌ملاحظه‌ای در تشخیص ضایعات پوستی ملانوم {صحت (۰.۹۰)، حساسیت (۰.۹۲)، اختصاصیت (۰.۹۷) و ضریب دایس (۰.۹۱)}، ضایعات پوستی مربوط به خال‌های غیرمعمول {صحت (۰.۹۵)، حساسیت (۰.۹۷)، اختصاصیت (۰.۹۷) و ضریب دایس (۰.۹۸)} و ضایعات پوستی مربوط به خال‌های معمولی {صحت (۰.۹۷)، حساسیت (۰.۹۸)، اختصاصیت (۰.۹۹) و ضریب دایس (۰.۹۲)} داشته است.

به‌منظور ارزیابی بیشتر روش پیشنهادی، مقایسه‌ای با مطالعات و روش‌های شناخته‌شده و جدید انجام شده است. این روش‌ها عبارتند از روش Otsu9، MFANET18، FrCN35، MGAC36، MFCN37.

جدول ۲: نتایج ملانوما با در نظر گرفتن صحت (Acc)، حساسیت (Sen)، اختصاصیت (Spec) و ضریب دایس (Dice).

Color space	(Acc)	(Sen)	(Spec)	(Dice)
R space	75%	75%	99%	76%
G space	81%	81%	99%	82%
B space	90%	92%	97%	91%
GRAY space	82%	79%	99%	82%
Y space	74%	75%	99%	73%

جدول ۳: نتایج برای خال غیرمعمول در نظر گرفتن صحت (Acc)، حساسیت (Sen)، اختصاصیت (Spec) و ضریب دایس (Dice).

Color space	(Acc)	(Sen)	(Spec)	(Dice)
R space	89%	92%	97%	81%
G space	92%	93%	95%	80%
B space	95%	97%	97%	98%
GRAY space	92%	92%	96%	84%
Y space	89%	90%	99%	73%

جدول ۴: نتایج برای خال‌های معمول در نظر گرفتن صحت (Acc)، حساسیت (Sen)، اختصاصیت (Spec) و ضریب دایس (Dice).

Color space	(Acc)	(Sen)	(Spec)	(Dice)
R space	90%	90%	99%	70%
G space	95%	95%	99%	85%
B space	97%	98%	99%	92%
GRAY space	94%	94%	99%	83%
Y space	93%	93%	99%	78%

روش پیشنهادی روی ده کانال مختلف اعمال و نتایج به دست آمده و با یکدیگر مقایسه گردیده است.

به علاوه به منظور تسهیل در عملیات قطعه بندی قبل از به کارگیری روش پیشنهادی ابتدا یک پیش پردازش به منظور افزایش کنتراست و وضوح تصویر و حذف مصنوعات بر روی تصاویر درموسکوپي اعمال شده است. در نهایت نیز عملیات ریخت شناسی به منظور بهبود تصویر باینری اعمال می گردد.

بر اساس معیارهای صحت، حساسیت، اختصاصیت و ضریب دایس، دو تحلیل مقایسه ای از روش پیشنهادی ارائه شده است. اولین تجزیه و تحلیل و ارزیابی مربوط به نتایج به دست آمده از کانال های رنگی مختلف با استفاده از الگوریتم پیشنهادی است و ارزیابی دوم مربوط به مقایسه و ارزیابی روش ارائه شده با نتایج به دست آمده از کارهای مرتبط اخیر مانند Thresholding, Otsu, FrCN, MGAC, MFCN, ENSEMBLE, DCL-PSI, GFANET, ADF-NET و HRFB می باشد. تمامی آزمایشات، کفایت و کارایی روش پیشنهادی را نشان می دهد. در آینده می توان به کمک ویژگی هایی نظیر عدم تقارن، بی نظمی در مرز ضایعه و ترکیب آن ها با روش پیشنهادی، خوش خیم یا بدخیم بودن ضایعه را ضایعه را نیز تشخیص داد.

نویسندگان بر خود لازم می دانند که از خانم دکتر مریم تقی زاده، عضو هیأت علمی دانشگاه صنعتی کرمانشاه و عضو ارشد آزمایشگاه تحقیقاتی پردازش تصویر گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه رازی، بابت نکات ارزنده در این پژوهش تشکر نمایند. همچنین از طرح ایده اولیه این پژوهش توسط آقای دکتر مهدی فرتاش، عضو هیأت علمی دانشگاه آزاد اراک، قدردانی می گردد.

References

1. Khatrar S, Kaur R. Computer assisted diagnosis of skin cancer: A survey and future recommendations. *Comput Elect Eng* 2022; 104.

جدول ۶: نتایج قطعه بندی مجموعه داده PH2 برای غیرملانوما.

Method	(Acc)	(Sen)	(Spec)
Otsu thresholding ⁹	86.93%	-	-
FrCN ³⁵	95.20%	94.48%	95.46%
MGAC ³⁶	96.90%	94.28%	97.01%
MFCN ³⁷	95.61%	95.64%	95.12%
ADF-NET ³⁸	96.77%	97.97%	97.81%
GFANET ¹⁸	97.00%	96.00%	97.58%
DCL-PSI ³⁹	90.05%	92.70%	89.19%
ENSEMBLE ⁴⁰	93.08%	93.02%	92.09%
HRFB ⁴¹	94.90%	96.30%	64.20%
Proposed Method	97.00%	98.00%	99.00%

ADF-NET³⁸, DCL-PSI³⁹, ENSEMBLE⁴⁰, HRFB⁴¹ در تمام این روش ها مجموعه دادگان مرجع PH2 می باشد. همان طور که در جدول ۶ مشاهده می شود در تشخیص ضایعات غیرملانوم روش پیشنهادی این مقاله نسبت به سایر روش ها، که عمدتاً مربوط به سال های اخیر می باشند، عملکرد بهتری داشته و این نشان دهنده کارایی مناسب روش پیشنهادی در روند جداسازی ضایعات پوستی می باشد. همچنین بر اساس نتایج به دست آمده در این جدول پارامتر صحت در روش GFANET، ۹۷٪ است که دارای صحتی مشابه روش پیشنهادی بوده ولی پارامترهای حساسیت و اختصاصیت به دست آمده توسط الگوریتم پیشنهادی این مقاله مقادیر بهتری داشته اند بنابراین، روش ارائه شده می تواند به عنوان یک گزینه مناسب در زمینه تشخیص ضایعات پوستی به پزشکان کمک مؤثری نماید.

در این تحقیق یک روش خودکار مبتنی بر هموارسازی و کانتور بندی تصویر و محاسبه واریانس شدت ها برای مقابله با ناهمگنی های تصویر ارائه و توضیح داده شد. به منظور یافتن بهترین کانال رنگی

2. Supot S. Border detection of skin lesion images based on fuzzy C-means thresholding. *Third Int Conf Genet Evol Comput* 2009; 777-80.
3. Korotkov K, Garcia R. Computerized analysis of pigmented skin lesions: A review. *Artif Intell Med* 2012; 56: 69-90.
4. Jain S, Jagtap V, Pise N. Computer aided melanoma skin cancer detection using image processing. *Procedia Comput Sci* 2015; 48: 735-40.
5. Tang J. A multi-direction GVF snake for the segmentation of skin cancer images. *Pattern Recognit* 2009; 42: 1172-79.
6. Kamrul Hasan M, Asif Ahamad M, Hwai Yap, et al. A survey, review, and future trends of skin lesion segmentation and classification. *Comput Biol Med* 2023; 155.
7. Yang Y, Xie F, Zhang H, et al. Skin lesion classification based on two-modal images using a multi-scale fully-shared fusion network. *Comput Methods Programs Biomed* 2023; 229.
8. Argenziano G, Catricala C, Ardigo M, et al. Seven-point checklist of dermoscopy revisited. *Br J Dermatol* 2011; 164: 785-90.
9. Ramya J, Vijaylakshmi H, Mirza Saifuddin H. Segmentation of skin lesion images using discrete wavelet transform. *Biomed Signal Process Control* 2021; 69.
10. Dong C, Dai D, Zhang Y, et al. Learning from dermoscopic images in association with clinical metadata for skin lesion segmentation and classification. *Comput Biol Med* 2023; 152.
11. Capdehourat G, Corez A, Bazzano A, et al. Toward a combined tool to assist dermatologists in melanoma detection from dermoscopic images of pigmented skin lesions. *Pattern Recognit Lett* 2011; 32: 2187-96.
12. Gola Isasi A, García Zapirain B, Mendez Zorrilla A. Melanomas non-invasive diagnosis application based on the ABCD rule and pattern recognition image processing algorithms. *Comput Biol Med* 2011; 41: 742-55.
13. Ruiz D, Berenguer V, Soriano A, et al. A decision support system for the diagnosis of melanoma: A comparative approach. *Expert Syst Appl* 2011; 38: 15217-23.
14. Schaefer G, Rajabb M, Celebi M, et al. Colour and contrast enhancement for improved skin lesion segmentation. *Comput Med Imaging Graph* 2011; 35: 99-104.
15. Garnavi R, Aldeena M, Celebi M, et al. Border detection in dermoscopy images using hybrid thresholding on optimized color channels. *Comput Med Imaging Graph* 2011; 35: 105-15.
16. Mendonc T, Ferreira P, Marques J, et al. PH2 - A dermoscopic image database for research and benchmarking. *35th Annu Int Conf IEEE EMBS* 2013; 3-7.
17. Celebi M, Schaefer G, Iyatomi H, et al. Lesion border detection in dermoscopy images. *Comput Med Imaging Graph* 2008; 32: 148-53.
18. Qiu S, Li C, Feng Y, et al. GFANet: Gated fusion attention network for skin lesion segmentation. *Comput Biol Med* 2023; 155.
19. Huang L, Gong Zhao Y, Jun Yang T. Skin lesion image segmentation by using backchannel filling CNN and level sets. *Biomed Signal Process Control* 2024; 87.
20. Situ N, Yuan X, Zouridakis G, et al. Automatic segmentation of skin lesion images using evolutionary strategy. *Int Conf Image Process* 2007; 6: 277-80.
21. Ramprasad M, Nagesh S, Sahith V, et al. Hierarchical agglomerative clustering-based skin lesion detection with region-based neural networks classification. *Meas Sensors* 2023; 29.

22. Zhou H, Schaefer G, Celebi M, et al. Gradient vector flow with mean shift for skin lesion segmentation. *Comput Med Imaging Graph* 2011; 35: 121-27.
23. Martínez, L., Bibiloni, P., Giacaman, A., et al. "A novel approach for skin lesion symmetry classification with a deep learning model", *Computers in Biology and Medicine*, 2022; 145.
24. Sadeghi M, Razmara M, Lee T, et al. A novel method for detection of pigment network in dermoscopic images using graphs. *Comput Med Imaging Graph* 2011; 35: 137-43.
25. Qina C, Zeng J, Chen Z, et al. Dynamically aggregating MLPs and CNNs for skin lesion segmentation with geometry regularization. *Comput Methods Programs Biomed* 2023; 238.
26. Hajabdollahi M, Esfandiarpour R, Khadivi P, et al. Simplification of neural networks for skin lesion image segmentation using color channel pruning. *Comput Med Imaging Graph* 2020; 82.
27. Li C, Huang R, Ding Z, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI. *IEEE Trans Image Process* 2011; 20: 2007-16.
28. Gonzalez RC. *Digital image processing*. 4th ed. Pearson; 2018.
29. Garnavi R, Aldeen M, Celebi M, et al. Automatic segmentation of dermoscopy images using histogram thresholding on optimal color channels. *Int J Biomed Biol Eng* 2011; 5: 275-83.
30. Shaika K, Ganesan P, Kalist V, et al. Comparative study of skin color detection and segmentation in HSV and YCbCr color space. *Procedia Comput Sci* 2015; 57: 41-48.
31. Tairi Z, Rahmat R, Saripan M, et al. Skin segmentation using YUV and RGB color spaces. *J Inf Process Syst* 2014; 10: 283-99.
32. Rahmat R, Chairunnisa T, Gunawan D, et al. Skin color segmentation using multi-color space threshold. *3rd Int Conf Comput Inf Sci (ICCOINS)* 2016; 391-96.
33. Osman M, Maarof M, Rohani M. Improved dynamic threshold method for skin colour detection using multi-colour space. *Am J Appl Sci* 2016; 13: 135-44.
34. MathWorks Site: <https://www.mathworks.com/> visited on: 10-10-2024.
35. Masni M, Antari M, Choi M, et al. Skin lesion segmentation in dermoscopy images via deep full resolution convolutional networks. *Comput Methods Programs Biomed* 2018; 162: 221-31.
36. Vasconcelosa F, Medeiros A, Peixoto S, et al. Automatic skin lesions segmentation based on a new morphological approach via geodesic active contour. *Cogn Syst Res* 2019; 55: 44-59.
37. Bi L, Kim J, Ahn E, et al. Dermoscopic image segmentation via multi-stage fully convolutional networks. *IEEE Trans Biomed Eng* 2017; 64: 2065-74.
38. Huang Z, Deng H, Yin S, et al. ADF-Net: A novel adaptive dual-stream encoding and focal attention decoding network for skin lesion segmentation. *Biomed Signal Process Control* 2024; 91.
39. Bi L, Kim J, Ahn E, et al. Step-wise integration of deep class-specific learning for dermoscopic image segmentation. *Pattern Recognit* 2019; 85: 78-89.
40. Goyal M, Oakley A, Bansal P, et al. Skin lesion segmentation in dermoscopic images with ensemble deep learning methods. *IEEE Access* 2020; 8: 4171-81.
41. Xie F, Yang J, Liu J, et al. Skin lesion segmentation using high-resolution convolutional neural network. *Comput Methods Programs Biomed* 2020; 186.

Segmentation of skin lesions using the LSE method for heterogeneous dermoscopic images in color spaces

Fatemeh Torkashvand, MSc¹
Abdolah Chalechale, PhD^{1*}
Sina Vafi, PhD²

1. School of Engineering , Department of
Computer Engineering, Razi University,
Kermanshah, Iran

2. College of Science and Technology,
Charles Darwin University, Darwin,
Australia

Received: Jan 19, 2025

Accepted: Feb 22, 2025

Pages: 253-268

Background and Aim: Image brightness heterogeneity is one of the major challenges in computer image processing that can lead to inaccurate results in image segmentation. Despite the existence of numerous segmentation methods, few studies have been conducted on the effect of brightness heterogeneity and the selection of the best color channels in segmentation. In this paper, different color spaces have been used for automatic detection of skin lesions.

Methods: In this study, the LSE (Level Set Evolution) segmentation method along with intensity smoothing has been used for computer recognition of skin lesions. First, the brightness heterogeneity is reduced and a more uniform image is created. Then, the proposed segmentation divides the image domain into distinct regions. This method results in more accurate recognition of skin lesions.

Results: The proposed method has been tested on 200 dermoscopic images from the known PH2 dataset using different color channels. The results show that this method performs better than other methods. Accuracy of 97%, sensitivity of 98%, specificity of 99% and Dice coefficient of 92% have been obtained.

Conclusion: This method has the ability to accurately isolate and diagnose lesions and can help doctors in the treatment process of skin lesions.

Keywords: segmentation, skin lesions, dermoscopy images, heterogeneity, smoothing

Corresponding Author:
Abdolah Chalechale, PhD

University St., Taq Bostan, Razi
University, Kermanshah, Iran
Email: chalechale@razi.ac.ir

Conflict of interest: None to declare

Copyright © 2025 Published by Tehran University of Medical Sciences.



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>). Non-commercial uses of the work are permitted, provided the original work is properly cited.

2025, Volume 15, Number 4