

A New Method for Segmentation of Skin Lesions in Dermoscopy Images: Energy Optimization Based on the Radial Directions

M. Iranianpour Haghighi¹, S.V. Shojaeddini^{2*}

¹MSC Student in Electrical Engineering, Faculty of Electrical, Biomedical and Mechatronics Engineering, Qazvin Branch,
Islamic Azad University, Qazvin, Iran

² Associate Professor of Biomedical Engineering, Department of Electrical Engineering and Information
Technology, Iranian Research Organization for Science and Technology, Tehran, Iran

Receipt in the online submission system: 13 June 2017, received in revised form: 5 August 2017, accepted: 2 November 2017

Abstract

Detecting lesion borders is the first step for intelligent lesion identification in dermoscopy, therefore it may influence the accuracy and validity of the next steps of this process. Unfortunately, extracting borders is hampered by some challenges such as losses associated with irregular borders, poor contrast, and artifacts encountered in some area. In this paper, the improved version of energy function optimization technique is introduced in order to separate the skin and lesions in the processing of dermoscopy images. This technique is based on the concept of radial directions in the contour development process, which reduces the sensitivity of estimating the boundaries of lesions to the above constraints. The performance of the proposed method is evaluated on a dataset of dermoscopy images which are captured from various lesions with different sizes and boundaries. The obtained results of the proposed method are compared with some other state-of-the-art lesion detection methods by using standard parameters. Increased True Detection Rate by 6.17% in parallel with decrease in Hammoud Distance by 2.3%, both compared to the best among alternative methods shows the effectiveness of the proposed scheme in detecting lesion borders of dermoscopy images.

Keywords: *Border Detection, Energy Function Optimization Algorithm, Radial Directions, Dermoscopy, Computer Aided Diagnosis*

***Corresponding author**

Address: Department of Electrical Engineering and Information Technology, Iranian Research Organization for Science and Technology,
P. O. Box: 3313193685 Tehran, Iran.
Tel: +98-21-56276311
Fax: +98-21-56276620
E-mail: shojadini@irost.ir

روشی جدید برای ناحیه‌بندی ضایعات پوستی در تصاویر درموسکوپی: بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر راستاهای شعاعی

مرجان ایرانیان پور حقیقی^۱، سید وهاب شجاع الدینی^{۲*}

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق، پزشکی و مکاترونیک، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران
^۲ دانشیار مهندسی پزشکی، پژوهشکده برق و فناوری اطلاعات، سازمان پژوهش‌های علمی و صنعتی ایران، تهران، ایران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۶/۳/۲۳، بازنگری: ۱۳۹۶/۵/۱۴، پذیرش قطعی: ۱۳۹۶/۸/۱۱

چکیده

تشخیص مرز ضایعات، اولین گام در فرآیند تشخیص هوشمند ضایعات در تصاویر درموسکوپی است و به همین دلیل می‌تواند تأثیر مستقیم بر دقت و صحت مراحل بعدی بگذارد. متأسفانه، استخراج مرز ضایعات با محدودیت‌هایی از قبیل وجود مرزهای نامنظم، کنتراست ضعیف در برخی نواحی و وجود آرتیفکت مواجه است. هدف از این مقاله، ارائه نسخه‌ای بهبودیافته از تکنیک بهینه‌سازی تابع انرژی برای تفکیک ضایعات از پوست در فرآیند پردازش تصاویر درموسکوپی است. این نسخه، از ایده‌ای بر مبنای مفهوم راستاهای شعاعی در روند تکامل کانتور استفاده می‌کند، که کاهش حساسیت تخمین مرز ضایعات به محدودیت‌های ذکر شده را به دنبال دارد. عملکرد روش ارائه شده روی مجموعه دادگانی از تصاویر درموسکوپی گرفته شده از ضایعات مختلف با اندازه و مرزهای متفاوت، آزموده شده و نتایج حاصل از این روش با استفاده از معیارهای استاندارد با نتایج چند روش رقیب مقایسه می‌شود. افزایش نرخ تشخیص درست به میزان ۶،۱۷ درصد به موازات کاهش فاصله هامود تا حدود ۲/۳ درصد توسط در روش پیشنهادی نسبت به نزدیک‌ترین رقیبش، نشان‌دهنده بهبود فرآیند تشخیص مرز ضایعه در تصاویر درموسکوپی نسبت به روش‌های موجود است.

کلیدواژه‌ها: تشخیص مرز، الگوریتم بهینه‌سازی تابع انرژی، راستاهای شعاعی، درموسکوپی، تشخیص به کمک کامپیوتر.

*نویسنده مسئول

نشانی: پژوهشکده برق و فناوری اطلاعات، سازمان پژوهش‌های علمی و صنعتی ایران، تهران، ایران، کد پستی: ۳۳۱۳۱۹۳۶۸۵

تلفن: ۵۶۲۷۶۳۱۱ (۲۱) ۹۸+

نمابر: ۵۶۲۷۶۶۲۰ (۲۱) ۹۸+

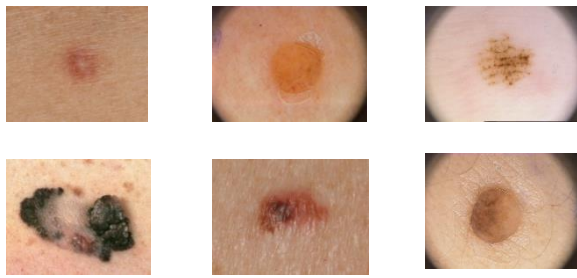
پست الکترونیکی: shojadini@irost.ir

۱- مقدمه

ملانوم بدخیم، یکی از انواع سرطان‌های خطرناک است که به سرعت رشد می‌کند. با این حال، ثابت شده است که احتمال بالای درمان این نوع از سرطان، به شدت به تشخیص زودهنگام ضایعه و در مراحل اولیه بیماری وابسته است [۱]. روش‌های کلاسیک مبتنی بر نمونه‌برداری از بافت برای تشخیص ملانوم، در سال‌های بسیاری استفاده می‌شده است. این روش‌ها تهاجمی و نیازمند صرف زمان زیاد بودند؛ بنابراین روش‌های غیرتهاجمی، جایگزین آنها در سال‌های اخیر شده‌اند [۲]. از جمله این روش‌ها می‌توان به درموسکوپي اشاره کرد، که روشی غیرتهاجمی برای تشخیص ضایعات پوستی است و به دلیل سهولت و سرعت استفاده از آن، محبوبیت زیادی در سال‌های اخیر پیدا کرده است. متخصصان پوست می‌توانند ساختار سطح و زیرسطح ضایعه، که با چشم غیرمسلح قابل مشاهده نیست، را به وسیله درموسکوپي مشاهده کرده و تجزیه و تحلیل کنند [۳]. با توجه به تنوع این تصاویر و همچنین پیچیدگی انواع ضایعات پوستی خطرناک و بی‌خطر، ارتقای سامانه‌های مبتنی بر رایانه و هوش مصنوعی، برای تحلیل تصاویر درموسکوپي و تشخیص ضایعات خطرناک احتمالی در آن‌ها، یکی از چالش‌های مهم متخصصان برای تشخیص سرطان‌های بدخیم پوست به شمار می‌آید. تجزیه و تحلیل خودکار تصاویر درموسکوپي، به طور معمول شامل سه مرحله است: الف) ناحیه‌بندی تصویر، ب) انتخاب و استخراج ویژگی، ج) طبقه‌بندی ضایعه. از آنجا که مرحله ناحیه‌بندی می‌تواند بر دقت و نتایج مراحل بعد، تأثیر بگذارد، استخراج دقیق محدوده ضایعه می‌تواند مهم‌ترین موضوع تحقیق در این حوزه به شمار آید.

متأسفانه استخراج دقیق محدوده ضایعه در تصاویر درموسکوپي، با مشکلات بسیاری مواجه است، که برخی از آنها عبارت‌اند از: تنوع رنگ و بافت پوست، تنوع رنگ و بافت ضایعه و وجود آرتیفکت‌هایی شامل مو، حباب، انعکاس نور، جوهر، نشانه‌گذاری خط‌کش و غیره [۴]. شکل (۱)، چند نمونه از مشکلات موجود در ناحیه‌بندی ضایعات پوستی را نشان می‌دهد.

روش‌های مختلفی برای مقابله با مشکلات بالا آزموده شده‌اند، که می‌توان آنها را به خانواده روش‌های مبتنی بر آستانه^۱، مبتنی بر لبه^۲ و مبتنی بر ناحیه^۳ دسته‌بندی کرد.



شکل (۱) - نمونه‌های مشکلات ناحیه‌بندی ضایعه در تصویر درموسکوپي

از جمله روش‌های شناخته‌شده در حوزه روش‌های مبتنی بر آستانه، آستانه‌گذاری تطبیقی^۵ (AT) و آستانه‌گذاری سراسری^۶ (GT) هستند، که در [۵] استفاده شده است. الگوریتم ناحیه‌بندی آستانه‌گذاری اتسو نرمالیزه شده^۷ که بر پایه هیستوگرام، نرمالیزه شده است، نیز در [۶] ارائه شده است. این الگوریتم، مشکلاتی از قبیل ناحیه‌بندی نامناسب در حضور نورهای ناپایدار^۸ که در اتسو [۸ و ۷] وجود داشت، را حل می‌کند. این روش به کمک مدل کردن شدت روشنایی ناحیه ضایعه یا پس‌زمینه با مقادیر فازی، توانسته است عملکرد مناسبی را در تفکیک ضایعات از خود نشان دهد. متأسفانه روش‌های مبتنی بر آستانه، فقط زمانی نتیجه مناسبی به دست می‌دهند که کنتراست قابل قبولی بین ضایعه و پوست سالم وجود دارد (زمانی که یک هیستوگرام دوبخشی برای تصویر مربوطه به دست آید). به طور عکس، به محض هم‌پوشانی بخش‌های هیستوگرام، این روش‌ها با شکست مواجه می‌شوند. در خانواده روش‌های مبتنی بر لبه، الگوریتم مثلث دولونه^۹، که اولین بار در [۹] معرفی شده بود، برای استخراج ناحیه ضایعه بدون نیاز به هیچ مرحله آموزشی استفاده شده است. در روش جریان برداری گرادیان^{۱۰} (GVF) در [۱۰]، ایده مقداردهی اولیه خودکار برای انجام روند تشخیص ضایعه بدون دخالت کاربر مطرح شده است. روش جریان بردار گرادیان مبتنی بر جایجایی میانگین^{۱۱} (MSGVF)، که در [۱۱] ارائه شده است، یک الگوریتم ناحیه‌بندی جایجایی میانگین مبتنی بر GVF را معرفی کرده است. در این ایده، زمانی که کانتور به دست می‌آید، نیروهای مختلف، که شامل جملات انرژی هستند، و همچنین محدودیت همواری پیکسل‌های تصویر، که باید حفظ شود،

^۷ Normalized Otsu's thresholding

^۸ Unsteady illumination

^۹ Delaunay triangulation

^{۱۰} gradient vector flow

^{۱۱} Mean shift based gradient vector flow

^۱ Artifact

^۲ Thresholding based

^۳ Edge based

^۴ Region based

^۵ Adaptive thresholding

^۶ Global thresholding

پیکسل‌ها به یکی از این فرض‌ها، یک تابع تصمیم مبتنی بر تابع انرژی سطوح تشکیل می‌شود. با استفاده از بهینه‌سازی این تابع انرژی، می‌توان فرض صحیح را اختیار کرد. برای انجام بهینه‌سازی ذکر شده در این مقاله، راهکاری مبتنی بر مقداردهی اولیه با استفاده از خطوط شعاعی در پیش گرفته می‌شود. ابتدا، یک مقدار آستانه توسط رابطه‌ای با عوامل زیر به دست می‌آید: (الف) میانگین شدت روشنایی پیکسل‌های تصویر، و (ب) میانگین ماسک گردنده روی کل پیکسل‌های تصویر در هر جاروب. تعیین آستانه بالا به این روش، سبب متفاوت بودن مقدار آستانه برای تصاویر با مرزهای ضعیف و نواحی همگن متفاوت می‌شود؛ در واقع آستانه‌گذاری، متناسب با نوع تصویر انجام می‌شود. سپس پیکسل‌های تصویر، با توجه به آستانه به دست آمده، تغییر مقدار می‌دهند. در گام بعدی، عملیات استخراج لبه با استفاده از الگوریتم پیشنهادی مجموعه‌ای از راستاهای شعاعی انجام می‌شود. استخراج لبه به وسیله این مجموعه راستاهای شعاعی، از مرکز تصویر و با استفاده از میانگین تغییرات شدت روشنایی پیکسل‌ها در امتداد آنها انجام می‌شود. در ادامه، لبه‌های به دست آمده به وسیله الگوریتمی که نزدیک‌ترین لبه‌ها را به هم متصل می‌کند، یکپارچه می‌شوند و در نهایت به کانتور اولیه ضایعه منجر می‌شود. سپس با استفاده از مفهوم بهینه‌سازی تابع انرژی، کانتور نهایی تعیین شده و به مرز ضایعه نزدیک می‌شود. استفاده از الگوریتم مبتنی بر راستاهای شعاعی، برخلاف برخی از روش‌های موجود، تشخیص ضایعات را بدون تکه‌تکه شدن آنها ممکن می‌کند و بر این اساس، به ایجاد بهبود در تشخیص مرزهای نامنظم و ضایعات کنتراست ضعیف منجر می‌شود.

ساختار این مقاله به شرح زیر است: جزئیات طرح پیشنهادی در بخش ۲ ارائه می‌شود. بخش ۳، نتایج ناحیه‌بندی با الگوریتم پیشنهادی را در تصاویر درموسکوپ ارائه می‌دهد. در این بخش، روش پیشنهادی روی یک بانک دادگان از تصاویر واقعی درموسکوپ، شامل بافت‌ها و ضایعات متنوع، آزموده می‌شود. در بخش ۴، نتایج روش پیشنهادی با نتایج چند روش شاخص از میان روش‌های موجود و با استفاده از معیارهای استاندارد، مقایسه می‌شود. آخرین بخش مقاله نیز به نتیجه‌گیری اختصاص دارد.

به نوعی به تعادل می‌رسد. در حالت کلی، رویکردهای مبتنی بر لبه در تصاویر با کنتراست ضعیف‌تر، عملکرد ضعیفی دارند. مشکل دیگر، حضور نقاط لبه جعلی است، که به مرز ضایعه تعلق ندارند. نقاط لبه جعلی، نتیجه واقعیت‌های کاذبی مانند مو، انعکاس نور یا حتی غیریکنواختی‌های موجود در بافت پوست هستند و ممکن است کانتور را متوقف کرده و در نتیجه، از همگرا شدن به یک مرز مشخص جلوگیری کنند. گونه سوم از روش‌های تشخیص مرز ضایعات پوستی را روش‌های مبتنی بر ناحیه تشکیل می‌دهند. در روش شناخته شده به نام ادغام ناحیه آماری^۱، که در [۱۲] مطرح شده است، ناحیه‌ها به پیکسل‌هایی گفته می‌شوند که ویژگی‌های همگن داشته و با ترکیب مناطق کوچک‌تر، به طور مکرر رشد می‌کنند. در الگوریتم ارائه شده در [۱۳]، تمام پیکسل‌های ورودی با شدت روشنایی مشابه، شدت‌های روشنایی مشابه دیگری را برای ارضای مجموعه‌ای از روابط همبستگی به دست می‌آورند. مقاله [۱۴]، با استفاده از منطق بدون نظارت برای ناحیه‌بندی ضایعات متعدد، الگوریتم کانتور فعال مبتنی بر ناحیه^۲ (RACS) را ارائه کرده است. در روش‌های گروه بالا، چنانچه ناحیه ضایعه یا پوست، بافت و رنگ‌های مختلفی داشته باشد، به ناحیه‌بندی بیش از حد منجر می‌شود، که محدودیتی برای این روش‌ها به شمار می‌رود. در تحقیق منتشر شده توسط سیلوریا، مارگریدا و همکاران [۴]، عملکرد شش روش از سه دسته اصلی بالا مقایسه شده است. در این مقاله، روش‌های مختلفی شامل آستانه‌گذاری تطبیقی (AT)، جریان برداری گرادین (GVF)، مار تطبیقی^۳ (AS)، روش بهینه‌سازی تابع انرژی چان و همکاران^۴ (C-LS)، بهینه‌سازی تابع انرژی بیشینه انتظار^۵ (EM-LS) و الگوریتم فازی مبتنی بر تقسیم و ادغام^۶ (FBSM) مطرح شده‌اند. بهترین نتایج در الگوریتم‌های نیمه‌نظارتی، برای روش‌های AS و EM-LS و بهترین نتایج در الگوریتم‌های بدون نظارت، برای روش FBSM به دست آمده است.

در این مقاله، روش جدیدی در گروه الگوریتم‌های بهینه‌سازی تابع انرژی^۷ برای تشخیص ضایعه در تصاویر درموسکوپ و کاهش حساسیت تشخیص به غیریکنواختی و سایر آرتیفکت‌ها ارائه می‌شود. در این روش، وابستگی هر پیکسل در تصویر درموسکوپ به ضایعه یا پوست سالم، با استفاده از آزمون فرض‌های تصادفی، مدل می‌شود. برای اختصاص دادن هر یک از

^۱ Expectation-maximization level set

^۲ Fuzzy based split-and-merge algorithm

^۳ Level Set Algorithm

^۴ Statistical region merging

^۵ Region-based active contour

^۶ Adaptive snake

^۷ Level set method of Chan et al

۲- مواد و روش‌ها

در نهایت مطابق رابطه (۵)، مشخصه نهایی به صورت $average_{mask}$ از کل موقعیت‌های ماسک، استخراج می‌شود.

$$A' = I \left(\begin{array}{l} (i^* - 1) \times length_{mask} + 1 : i^* \times length_{mask} \\ (j^* - 1) \times length_{mask} + 1 : j^* \times length_{mask} \end{array} \right) \quad (5)$$

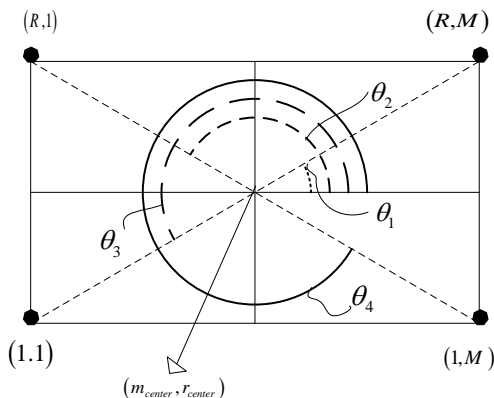
$$average_{mask} = mean[A']$$

در رابطه‌های بالا، طول پنجره $length_{mask}$ به‌طور تجربی تعیین می‌شود. همچنین مقدار آستانه T توسط رابطه (۵) محاسبه شده و تصویر جدید با مقایسه شدت روشنایی پیکسل‌های تصویر با مقدار آستانه T ، به‌دست می‌آید:

$$T = average_{mask} + (Threshold \times Mean_I) \quad (6)$$

رابطه (۶)، $Mean_I$ میانگین کل پیکسل‌های تصویر و $Threshold$ مقدار آستانه متغیر است، که مقدار آن بین ۰ و ۱ است.

مرحله بعد از به‌دست آمدن تصویر جدید I' ، استخراج ویژگی‌های قابل توجه در تصویر، مانند لبه‌ها، است. اساس این مرحله به گذرهای شدت روشنایی همراه با مجموعه‌ای از راستاهای شعاعی، وابسته است. مرکز تصویر (m_{center}, r_{center}) ، به‌عنوان یک نقطه اولیه برای رسم مجموعه راستاهای شعاعی، در نظر گرفته شده است. گام‌های زاویه راستاهای شعاعی، به صورت $\theta = 2\pi / K \partial$ است. از طرفی، برای ساده کردن فرمولاسیون خطوط شعاعی، چهار زاویه با توجه به معادلات (۷) برای تقسیم صفحه به چهار ناحیه در شکل (۲)، در نظر گرفته شده است.



شکل (۲) - چهار زاویه استفاده شده در الگوریتم تشخیص لبه $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4)$

$$(\theta_4, \theta_3, \theta_2)$$

تصویر I ، که از بافت پوست مورد مطالعه گرفته شده است را در نظر بگیرید، که برای هر پیکسل از آن داریم:

$$I_{mr} = I(m, r) \quad (1)$$

$$1 \leq m \leq M, 1 \leq r \leq R$$

که I_{mr} شدت روشنایی سطح خاکستری پیکسلی است، که در سطر m و ستون r از تصویر I قرار گرفته است. M و R نیز به ترتیب ابعاد افقی و عمودی این تصویر هستند. برای تفکیک ضایعات احتمالی موجود از بافت سالم پوست در این تصویر، لازم است که تعلق I_{mr} را به ضایعه یا بافت سالم پوست تعیین کنیم. برای این کار، طبق آزمون فرض‌ها، رابطه (۲) تعریف می‌شود.

$$\begin{cases} H_0: & I_{mr} = |g_{mr} + n_{mr}| \\ H_1: & I_{mr} = |a_{mr} + g_{mr} + n_{mr}| \end{cases} \quad (2)$$

در رابطه بالا، H_0 تعلق پیکسل مورد نظر را به پوست سالم و فرض H_1 تعلق همین پیکسل را به ضایعه احتمالی نشان می‌دهد. همچنین a_{mr}, g_{mr} و n_{mr} به ترتیب مؤلفه‌های مربوط به ضایعه، بافت سالم و نویز را در این پیکسل از تصویر نشان می‌دهند. اولین گام برای آشکارسازی ضایعه، استخراج لبه‌ها است؛ اما تغییرات شدت روشنایی در سطح پوست و همچنین وجود آرتیفکت‌هایی مانند مو و نویز در تصاویر درموسکوپی گرفته شده، موجب می‌شوند که پس از این مرحله، همچنان لبه‌های اضافی در تصویر به‌دست آمده داشته باشیم. بر این اساس، ابتدا یک پنجره به‌عنوان ماسک در نظر گرفته می‌شود و به تدریج روی تصویر می‌لغزد، تا زمانی که تمام پیکسل‌های تصویر جاروب شوند. هم‌زمان، میانگین شدت روشنایی پیکسل‌های درون ماسک متناظر، با استفاده از روابط (۳) و (۴) محاسبه می‌شوند.

به این صورت که طبق رابطه (۳)، هر بار ماسک، بخشی از تصویر را در بر گرفته و سپس طبق رابطه (۴)، مقدار میانگین ماسک متناظر در هر زمان، با بار قبل مقایسه شده و کمینه آن‌ها محاسبه می‌شود.

$$A = I \left(\begin{array}{l} (i - 1) \times length_{mask} + 1 : i \times length_{mask} \\ (j - 1) \times length_{mask} + 1 : j \times length_{mask} \end{array} \right) \quad (3)$$

$$\{i^*, j^*\} = \underset{\substack{i \in \{1, 2, \dots, \lfloor M/length_{mask} \rfloor\} \\ j \in \{1, 2, \dots, \lfloor R/length_{mask} \rfloor\}}}{\arg \min} mean\{A\} \quad (4)$$

که $d = 1, \dots, D$ است. پس از آن، نقاط لبه را برای θ_k به دست می‌آوریم. برای این منظور، بردار لبه‌های متناظر با هر خط شعاعی به وسیله رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$Edge[\theta_k] = [Ind(p) - Ind(p-1)] \quad (11)$$

که $p = 2, \dots, D$ است. با توجه به (۱۱)، نقاط لبه، ورودی‌های غیرصفر از $Edge[\theta_k]$ هستند. در نهایت برای تعیین کانتور بیرونی، آخرین ورودی غیرصفر $Edge[\theta_k]$ به ازای هر θ_k ، به عنوان نقطه لبه، با توجه به خط شعاعی انتخاب می‌شود.

به دلیل متوالی بودن نقاط لبه، اتصال این نقاط به یک کانتور بسته منجر می‌شود. بعد از متصل کردن لبه‌ها، عملیات پرکردن کانتور به دست آمده با پیکسل‌هایی با شدت روشنایی سفید، برای به دست آمدن یک تصویر باینری، انجام می‌شود. در آخر، مرز اولیه، تعیین شده و برای به دست آمدن کانتور نهایی دقیق ضایعه، به عنوان مقدار اولیه تابع بهینه‌سازی تابع انرژی (C) استفاده می‌شود؛ بنابراین، روش بالا، مرز نهایی را دقیق‌تر تعیین می‌کند.

روش بهینه‌سازی تابع انرژی [۴]، یک الگوریتم شناخته شده است، که برای تصاویر با مقادیر برداری^۱ ارائه شده است. این روش برای به کارگیری در مسیر تکامل کانتور ضایعه پوستی در ناحیه‌بندی تصاویر درموسکوپی استفاده می‌شود. در ناحیه‌بندی تصویر، الگوریتم بهینه‌سازی تابع انرژی، از مرزهای نوع فعال استفاده می‌کند. تصویر از دو ناحیه تکه‌ای با شدت روشنایی به نسبت ثابت، که توسط منحنی اولیه C از هم جدا شده‌اند، تشکیل می‌شود (داخل منحنی را c_1 و خارج منحنی را c_2 در نظر می‌گیریم). تابع انرژی برای تصویر I' با Q کانال، با در نظر گرفتن هر کانال به عنوان I'_q ، با کانال‌های $q = 1, \dots, Q$ و منحنی در حال تکامل C، به صورت زیر تعیین می‌شود:

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \cdot length(C) + \int_{inside(C)} \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \lambda_{1,q} |I'_q(m, r) - c_{1,q}|^2 dmdr + \int_{outside(C)} \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \lambda_{2,q} |I'_q(m, r) - c_{2,q}|^2 dmdr \quad (12)$$

روابط برای به دست آمدن چهار زاویه، به صورت زیر است:

$$\begin{aligned} \theta_1 &= \tan^{-1}(1 - m_{center} / R - r_{center}) \\ \theta_2 &= \tan^{-1}(1 - m_{center} / 1 - r_{center}) + \pi \\ \theta_3 &= \tan^{-1}(M - m_{center} / 1 - r_{center}) + \pi \\ \theta_4 &= \tan^{-1}(M - m_{center} / R - r_{center}) + 2\pi \end{aligned} \quad (7)$$

سپس، الگوریتم تشخیص لبه با در نظر گرفتن شدت روشنایی پیکسل‌ها روی خطوط شعاعی با توجه به زاویه $0 < \theta_k \leq 2\pi$ ، که $0 < k \leq K$ است، از نقطه مرکزی اجرا می‌شود. معادلات جهات شعاعی به صورت زیر محاسبه خواهند شد:

For $\theta_4 < \theta_k \leq \theta_1$ we have:

$$x = \text{floor}(\tan \theta_k ([r_{center} : R] - r_{center})) + m_{center}$$

For $\theta_1 < \theta_k \leq \theta_2$:

$$y = \text{floor}(\tan \theta_k ([m_{center} : 1] - m_{center})) + r_{center}$$

For $\theta_2 < \theta_k \leq \theta_3$:

$$x = \text{floor}(\tan \theta_k ([r_{center} : 1] - r_{center})) + m_{center}$$

For $\theta_3 < \theta_k \leq \theta_4$:

$$x = \text{floor}(\tan \theta_k ([m_{center} : m_{max}] - m_{center})) + r_{center}$$

(8)

در مرحله بعد، الگوریتم، نقاط لبه را خط به خط جستجو می‌کند. برای این کار، میانگین شدت روشنایی پیکسل در امتداد یک جهت شعاعی، توسط معادله زیر محاسبه می‌شود:

$$Mean[\theta_k] = \sum_{f=1}^F \frac{1}{F} (I'(x_f, y_f)) \quad (9)$$

در معادله بالا، F تعداد پیکسل‌ها روی جهت‌های شعاعی متناظر با θ_k است. سپس یک معیار مقایسه، با در نظر گرفتن معادلات خط در رابطه (۸)، اعمال می‌شود. این معیار به صورت رابطه زیر ارائه شده است:

$$Ind(d) = \begin{cases} 1 & I'(m_d, r_d) > Mean[\theta_k] \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (10)$$

^۱ Vector values

Begin

/* Step 1: compute T value

1. Move the window as a mask on image to sweep all of the pixels and calculate its average intensity.
2. Compare the average value of the corresponding mask with the previous time. And select the minimum of them as the last $average_{mask}$ by eq. (3, 4, and 5).
3. Calculate the T by eq. (6).
4. Compare the intensity of each pixel on I with the threshold T and obtain new image I' .
5. Apply morphological algorithms for the new image to fill the holes and select biggest contour.

/* Step2: Extract edges

6. Select the initial point of the radial direction line on I' as a center point with $[m_{center} = floor(M/2), r_{center} = floor(R/2)]$.
7. Select the step of the angle of the radial direction line by $K = \text{number of radial direction}$.
8. Compute four angles by to divide the plane to four regions in order to simplify the formulation of radial lines by eq. (7).
9. Calculate the radial lines equation originating from the center of an object with respect to angle $0 < \theta_k \leq 2\pi$ as well as line equation. Define each radial line by above four angles, center point, and R or M by eq. (8).
10. Compute the mean of pixel intensities along every radial direction correspond to θ_k by eq. (9)
11. Apply comparison criteria: If $I'(m_d, r_d)$ is greater than $Mean[\theta_k]$ that $d = 1, \dots, D$, ($D = \text{numbers of pixels in every radial direction}$), then $Ind(n) = 1$, Else $Ind(n) = 0$.
12. Determine the vector of the edges $Edge[\theta_k]$ corresponding to each radial line by $[Ind(p) - Ind(p-1)]$ that $p = 2, \dots, D$
13. Select the final nonzero entry of $Edge[\theta_k]$ as the edge point with respect to radial line.

/* Step 3: link edges and fill in obtaining contour

14. Link the final edge points by connecting each edge point to the nearest one
15. Operate filling the border with white pixels leads to ϕ_0

/* Step 4: Apply Level Set

16. Set Initialize level set $\phi = \phi_0$
17. Compute C_1 and C_2 for the ϕ
18. For $t = 1$ to max Iteration do
19. Update ϕ using Level Set function
20. Reinitialize ϕ to its zero contour
21. End for

End

شکل (۳) - شبه کد الگوریتم پیشنهادی

در معادله بالا، جمله اول، $\mu > 0$ ، جمله تنظیم کننده است، که تحت تأثیر طول منحنی C قرار می گیرد. $\lambda_{1,q}$ و $\lambda_{2,q}$ عامل های وزنی مثبت در هر کانال برای جمله فیت کننده^۱ و $c_{1,q}$ و $c_{2,q}$ ثابت هایی مجهول هستند که به ترتیب، مقدار میانگین I' را خارج و داخل منحنی روی هر کانال نشان می دهند؛ در واقع، جمله های آخر، فیت کننده میانگین I' روی تمام کانال ها هستند.

الگوریتم بهینه سازی تابع انرژی برای برآورد ضمنی تکامل کانتورهای فعال با ردیابی بهینه سازی تابع انرژی صفر $C(t)$ ، از یک تابع PDE وابسته به زمان $\phi(t, m, r)$ استفاده می کند. تابع $\phi(t, m, r)$ (تابع بهینه سازی تابع انرژی)، شامل خصوصیات زیر است:

$$\phi(t, m, r) = \begin{cases} 0 & at C(t) \\ > 0 & inside C(t) \\ < 0 & outside C(t) \end{cases} \quad (13)$$

در معادله بالا، منحنی/سطح $C(t)$ به طور ضمنی به عنوان بهینه سازی تابع انرژی صفر از ϕ توسط $C(t) = [s | \phi(t, s) = 0]$ نشان داده می شود. در حقیقت، روش بهینه سازی تابع انرژی، به طور ضمنی C را از طریق تابع ϕ تغییر می دهد؛ سپس C تعیین می شود. ϕ داخل ناحیه محدود شده توسط منحنی C ، ارزش مثبت و برای نواحی بیرون، ارزش منفی دارد. با فرمولاسیون بهینه سازی تابع انرژی [۱۵ و ۱۶]، تابع انرژی روی ابعاد بالاتر بهینه سازی تابع انرژی و بهینه سازی تابع انرژی صفر $C(t)$ به صورت زیر توصیف می شود:

$$F(\phi, c_1, c_2) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(m, r)) |\nabla \phi(m, r)| dmdr \\ + \int_{\Omega} \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \lambda_{1,q} |I'_q(m, r) - c_{1,q}|^2 H(\phi(m, r)) dmdr \\ + \int_{\Omega} \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \lambda_{2,q} |I'_q(m, r) - c_{2,q}|^2 (1 - H(\phi(m, r))) dmdr \quad (14)$$

در رابطه بالا، H تابعی از هویساید^۲ است، که در $\phi \geq 0$ ، $H(\phi) = 1$ و در مقابل، در $\phi < 0$ ، $H(\phi) = 0$ است.

^۱ Heaviside^۱ Fitting term^۲ Zero level set

روش‌های بالا با مرزهای مشخص شده توسط متخصص، که به‌عنوان مرجع در نظر گرفته شده است، مقایسه شدند.

سپس ϕ با توجه به معادله دیفرانسیل، با مشتقات جزئی (PDE) تعیین می‌شود:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \partial_{\varepsilon}(\phi) - \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \lambda_{1,q} |I'_q(m, r) - c_{1,q}|^2 + \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \lambda_{2,q} |I'_q(m, r) - c_{2,q}|^2 \quad (15)$$

در معادله بالا، $\partial_{\varepsilon}(\phi)$ یک نوع تنظیم‌کننده از تابع دلتای دیراک است. در ادامه، میانگین q امین کانال I'_q ، داخل و خارج منحنی C محاسبه شده و $c_{1,i}$ و $c_{2,i}$ به‌روزرسانی می‌شود. اکنون با ترکیب رابطه‌های (۱۳)، (۱۵) و (۲۳)، می‌توان تعلق هر پیکسل به ضایعه یا بافت معمولی پوست را با رابطه تصمیم‌گیر مشخص کرد:

$$\begin{cases} H_0 : I_{mr} \notin \phi_{mr} \Rightarrow I_{mr} = |g_{mr} + n_{mr}| \\ H_1 : I_{mr} \in \phi_{mr} \Rightarrow I_{mr} = |a_{mr} + g_{mr} + n_{mr}| \end{cases} \quad (16)$$

۳- یافته‌ها

روش پیشنهادی، روی تصاویر درموسکوپی از ضایعه‌های سرطانی پوست انسان‌ها اعمال شده است. لازم به ذکر است که تمام شبیه‌سازی‌ها با استفاده از نرم‌افزار Matlab 2013 و روی یک رایانه از نوع Intel و با پردازشگر CORE i7 و RAM به حجم ۱۶ مگابایت، انجام شده است. مشخصات تصاویر مورد آزمون، در جدول (۱) مشاهده می‌شوند.

برای آنکه اثربخشی روش پیشنهادی به‌طور کامل قابل‌ارزیابی باشد، به همراه روش پیشنهادی، سه روش تشخیص مرز ضایعات مبتنی بر تابع انرژی از میان روش‌های موجود این حوزه، برگزیده و آزمون شدند. این سه روش عبارت‌اند از: بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری باینری^۱ [۱۷]، بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری تکرارشونده^۲ [۴] و بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری اتسو [۸]. روش‌های بالا، الگوریتم‌های مقداردهی اولیه متفاوتی در الگوریتم بهینه‌سازی تابع انرژی دارند.

روش پیشنهادی به همراه روش‌های ذکر شده در بالا، روی مجموعه تصاویر بالا، آزمون شدند. مرزهای حاصل از هر یک از

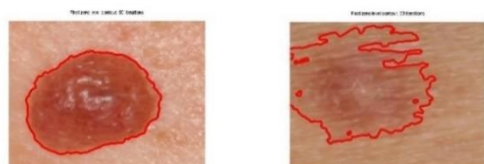
جدول (۱) - مشخصات تصاویر درموسکوپی مورد آزمون

تعداد	پارامترهای ضایعات	تعداد	پارامترهای تصویر
۲۵	کمینه و بیشینه		تعداد تصویر
۳۱۴	طول ضایعات (پیکسل)	۳۰	آزمایش شده
۱۸	کمینه و بیشینه	۱۷٪	کنتراست متوسط
۲۱۹	عرض ضایعات (پیکسل)		
		کمینه ابعاد:	ابعاد
	نوع ضایعات	۳۰۶*۲۲۶	تصویرها (پیکسل)
		بیشینه ابعاد:	
		۱۷۳۵*۱۶۲۷	

شکل‌های (۴) تا (۸)، نمونه‌ای از اجرای این روش‌ها را روی تصاویر با ضایعات مختلف نشان می‌دهد. شکل (۴)، نتیجه حاصل از به‌دست آمدن مرز توسط متخصص را نشان می‌دهد. در شکل (۵)، نتایج به‌دست آمده از اعمال بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری باینری، آورده شده است. شکل‌های (۶) و (۷) نیز به ترتیب نتایج حاصل از بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری تکرارشونده و بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری اتسو را نشان می‌دهند. در شکل (۸)، نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی به همراه روش بهینه‌سازی تابع انرژی مشاهده می‌شود. تصاویر ناحیه‌بندی شده با روش‌های رقیب در قسمت (الف) شکل‌های (۴)، (۵)، (۶)، (۷) و (۸)، نشان می‌دهند که با وجود مشخص شدن ضایعه روی پوست در این روش‌ها، ناحیه دقیق از محدوده آن به‌دست نیامده است؛ برای مثال، در شکل (۵-الف)، در عمل مرز بسته‌ای برای تشخیص حدود ضایعه به‌دست نیامده است که دلیل آن، شباهت قابل توجه ضایعه و بافت پوست بوده است. در شکل (۶-الف) و شکل (۷-الف)، مرزهای به‌دست آمده با مرز اصلی فاصله دارند و حتی قسمت‌های سالم پوست نیز به‌عنوان ضایعه مشخص شده است؛ در نتیجه مرز دقیقی از ضایعه به‌دست نیامده است.

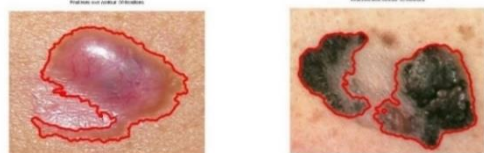
^۱ Iterative Thresholding

^۲ Binary Thresholding



(ب)

(الف)



(د)

(ج)

شکل (۷) - بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری اتسو



(ب)

(الف)



(د)

(ج)

شکل (۴) - تشخیص پزشکی



(ب)

(الف)



(د)

(ج)

شکل (۸) - بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر روش پیشنهادی



(ب)

(الف)



(د)

(ج)

شکل (۵) - بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری باینری



(ب)

(الف)



(د)

(ج)

شکل (۶) - بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری تکرار-شونده

در حالی که روش پیشنهادی، مرز ضایعه را به طرز بسیار مناسب‌تری مشخص کرده است. در قسمت (ب) شکل‌های (۴)، (۵)، (۶، ۷ و ۸)، نتایج تمام روش‌ها تقریباً برابر با نتیجه حاصل از ترسیم پزشکی است. این اتفاق زمانی رخ می‌دهد که کنتراست خوبی بین ضایعه و پوست وجود دارد؛ در نتیجه مرزها به خوبی تشخیص داده می‌شوند. قابل ذکر است که روش پیشنهادی، حتی در این مورد هم اندکی بهتر عمل کرده است.

در قسمت (ج) شکل‌های (۵، ۶ و ۷)، ملاحظه می‌شود که ضایعه به صورت دو بخش مجزا به دست آمده است؛ حال آنکه نتیجه ترسیم متخصص، نشان‌دهنده وجود یک ضایعه یکپارچه است. قسمت (ج) شکل‌های (۴، ۵، ۶، ۷ و ۸)، شامل ناحیه‌هایی با خصوصیات بصری مشکل است؛ به این دلیل که قسمت مرکزی شکل، مشابه با بافت سالم پوست است. مشاهده می‌شود که این تصویر فقط با استفاده از روش پیشنهادی، به طور

۱۹ و ۲۰]، شامل فاصله هامود^۱ (HM)، نرخ تشخیص درست^۲ (TDR) و نرخ تشخیص غلط^۳ (FPR)، انجام شده است. در رابطه‌های (۱۷) تا (۱۹)، که مربوط به تشریح این معیارها است، SR تصویر ناحیه‌بندی‌شده با روش‌های خودکار و GT تصویر ناحیه‌بندی‌شده دستی توسط متخصص پوست است. در این تصاویر، پیکسل‌های داخل منحنی، برچسب ۱ و در مقابل، پیکسل‌های خارج منحنی، برچسب ۰ می‌گیرند. معیار اول، فاصله هامود (HM) است. این پارامتر با مقایسه پیکسل به پیکسل دو تصویر ناحیه‌بندی‌شده دستی توسط متخصص و روش خودکار محاسبه می‌شود. رابطه آن به صورت زیر است.

$$HM(SR,GT) = \frac{\#(SR \cup GT) - \#(SR \cap GT)}{\#(SR \cup GT)} \quad (17)$$

در صورت کسر، جمله اول مجموع پیکسل‌هایی است که چه در SR و چه در GT ، به‌عنوان ضایعه شناسایی شده‌اند و جمله دوم شامل مجموع پیکسل‌هایی است که یکی از SR یا GT ، ضایعه تشخیص داده شده‌اند. مخرج کسر نیز مشابه جمله اول صورت کسر است.

معیار دوم، طبق رابطه^{۱۸}، نرخ تشخیص درست (TDR) است؛ به این صورت که هر دو تصویر دستی توسط پزشک و روش خودکار، پیکسل‌های ناحیه ضایعه را که مشابه هم تشخیص داده‌اند، اندازه می‌گیرد.

$$TDR(SR,GT) = \frac{\#(SR \cap GT)}{\#(GT)} \quad (18)$$

معیار سوم، طبق رابطه^{۱۹}، نرخ تشخیص غلط (FPR) است. این پارامتر، نرخ پیکسل‌هایی را نشان می‌دهد که به‌طور خودکار به‌عنوان ضایعه تشخیص داده شده‌اند؛ درحالی‌که متخصص پوست، آنها را به‌عنوان ضایعه تشخیص نداده است.

$$FPR(SR,GT) = \frac{\#(SR \cap \overline{GT})}{\#(GT)} \quad (19)$$

در رابطه بالا، صورت کسر شامل پیکسل‌هایی می‌شود که در SR ضایعه و در GT ضایعه نیستند. مخرج کسر نیز شامل پیکسل‌هایی از GT است که ضایعه هستند.

یکپارچه و دقیق‌تر از روش‌های رقیب، ناحیه‌بندی شده است. در قسمت (د) شکل‌های (۵، ۶، و ۷) مشاهده می‌شود که در بعضی از قسمت‌های با انعکاس نور، ضایعه تشخیص داده نشده است. شکل (۸-د)، با اختلاف کمی، نتیجه بهتری را از قسمت (د) شکل‌های (۵ و ۶) نشان داده است؛ اما در هر سه تصویر، انعکاس نور مانع از تشخیص دقیق ضایعه شده است. روش پیشنهادی در شکل (۸-د) نیز ضایعه را به‌صورت دقیق‌تری به‌دست آورده است و بر مشکل انعکاس نور غلبه کرده است. همانطور که مشاهده می‌شود، شکل (۸) که همان نتایج الگوریتم پیشنهادی است، نتیجه دقیق‌تری را به‌دست آورده است. روش پیشنهادی در بسیاری موارد، در زمان ناکافی بودن کنتراست، حضور آرتیفکت‌ها و ناهمگنی ضایعه (ممکن است قسمت‌های میانی مشابه با بافت سالم پوست باشند)، موفق‌تر از روش‌های رقیب عمل می‌کند. در برخی از موارد، روش‌های رقیب، مرز بسته‌ای را برای شکل به‌دست نیاورده‌اند، چندانکه شده‌اند یا به‌دلیل شباهت رنگ ضایعه با پوست، بعضی مرزها با مرز اصلی فاصله دارند.

۴- بحث

در این پژوهش، برای ارزیابی روش پیشنهادی، ۳۰ تصویر درموسکوپی که متعلق به ضایعات مختلف پوست با اندازه و رنگ‌های مختلف، با یا بدون مو، و انواع دیگر آرتیفکت‌ها است، بررسی شده‌اند. برای اجرای این آزمون‌ها، پارامتر استفاده‌شده در تابع مقداردهی اولیه برابر با $K = 720$ اختیار شده است. به علاوه، طول پنجره $length_{mask}$ و مقدار آستانه رابطه (۶) در مرحله اولیه این تابع، به‌صورت تجربی به‌دست می‌آید. مقدار طول پنجره $length_{mask}$ ، بین ۱۰ تا ۵۰ و مقدار آستانه رابطه (۶)، بین ۰ و ۱ انتخاب می‌شود. در این آزمایشات، به‌دلیل استفاده از تصویر سطح خاکستری، تعداد کانال برابر با $Q = 2$ است طبق فرمول (۱۲)، $q = 1, \dots, Q$ است و ۵۰ تکرار برای همگرا شدن مدل بهینه‌سازی تابع انرژی تنظیم شده است، که به نزدیکی کانتور نهایی به مرز ضایعه منجر می‌شود.

برای ارزیابی کمی نتایج به‌دست آمده از روش پیشنهادی در این مقاله، سه روش متداول دیگر، شبیه‌سازی شده است و نتایج روش پیشنهادی با نتایج روش‌های رقیب مقایسه شده‌اند. ارزیابی و مقایسه کارایی این روش‌ها با سه معیار خطای پذیرفته‌شده در حوزه آشکارسازی ضایعات پوست در [۴، ۱۸،

^۲ False Positive Rate

^۱ Hammoud Distance

^۳ True Detection Rate

قادر به تشخیص آنها در تصاویر نبوده و مرز ناحیه به سمت آن ها جذب شده است؛ در نتیجه الگوریتم ضعیف شده است و عملکرد بهتری را در سایر تصاویر آزمایش شده داشته است. از این رو، الگوریتم بهینه‌سازی تابع انرژی پیشنهادی می‌تواند برای سیستم‌های به کمک کامپیوتر استفاده شود و به پزشکان برای تشخیص بیماری کمک کند.

۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک روش جدید برای تشخیص ضایعات پوستی برای حل مشکلات پردازش تصاویر درموسکوپ، مانند حساسیت تشخیص ضایعه به غیریکنواختی آن، ارائه شد. برای این منظور، الگوریتم مبتنی بر محاسبه مجموع سطوح در راستاهای شعاعی معرفی شد. این الگوریتم، تعلق هر پیکسل به ضایعه یا بافت سالم را توسط آزمون فرض‌های تصادفی مدل کرده است؛ سپس فرض صحیح با کمینه‌سازی تابع انرژی در راستاهای شعاعی مشخص می‌شود. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، سه نسخه دیگر از روش‌های مبتنی بر مجموعه سطوح، که از روش راستاهای شعاعی استفاده نمی‌کنند، نیز به موازات پیاده‌سازی و نتایج آنها با روش پیشنهادی، مقایسه شده است. روش اصلی این مقاله و رقبا آن، روی ۳۰ تصویر درموسکوپ با تنوع پوست، ضایعه و آرتیفکت، مانند حباب و انعکاس نور، اجرا شده‌اند. برای اجرای این مقایسه، معیارهای رایج موسوم به *HM*، *TDR* و *FPR* استفاده شده‌اند. در بسیاری از پژوهش‌ها، *TDR* به‌عنوان یک معیار رایج در نظر گرفته می‌شود. نتایج نشان می‌دهند که بهترین نتیجه در معیار *TDR* در میان روش‌های آزموده‌شده، توسط روش پیشنهادی با درصد ۷۱/۹۵ به‌دست آمده است که ۱۷/۶ درصد بهتر از بهترین درصد در روش‌های رقیب بوده است. همچنین برای روش پیشنهادی این مقاله، معیار *HM* با برتری ۱۳/۲ درصد نسبت به بهترین رقیب خود، موفق‌تر و معیار *FPR* با اختلاف ۷۶/۱ درصد نسبت به بهترین رقیب خود، ضعیف‌تر عمل کرده است. نتایج آزمون‌های انجام‌شده در این پژوهش نشان می‌دهند که روش پیشنهادی، برای حل بسیاری از مشکلات تصاویر درموسکوپ، موفق‌تر از سایر الگوریتم‌های رقیب عمل کرده است؛ بنابراین به‌نظر می‌رسد که روش پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان یک انتخاب موثر، ابزار کمکی مفیدی در تشخیص دقیق‌تر ضایعه برای متخصصان پوست باشد.

مقدار پارامترهای بالا برای روش پیشنهادی و رقبا آن در جدول (۲) ارائه شده است. این جدول نشان می‌دهد که روش پیشنهادی، بیشترین مقدار *TDR* را در مقایسه با سه روش دیگر به‌دست آورده است؛ به‌گونه‌ای که مقدار این پارامتر برای روش پیشنهادی، به ترتیب ۳/۸، ۱۷/۶ و ۷۳/۶ درصد بیشتر از روش‌های بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری باینری، بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری تکرارشونده، و بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری اتسو بوده است. مقادیر *HM* نیز که میزان خطای ناشی از ناحیه‌بندی و فاصله بیشینه بین نزدیک‌ترین نقاط دو منحنی را نشان می‌دهد، برای روش پیشنهادی، به ترتیب ۷۳/۲، ۱۳/۲ و ۱/۳ درصد کمتر از روش‌های بالا به‌دست آمده است؛ درحالی‌که پارامتر *FPR* در روش پیشنهادی به ترتیب ۷۶/۰، ۰/۶۴ و ۷/۰ درصد بیشتر از این روش‌ها به‌دست آمده است.

جدول (۲) - نتایج روش‌های ناحیه‌بندی - مقادیر پیرنگ، بهترین جواب‌ها را نشان می‌دهند.

روش‌های ناحیه‌بندی	معیارهای ارزیابی		
	FPR (%)	TDR (%)	HM (%)
بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری باینری	۱۱/۴۴	۷۹/۴۱	۲۷/۵۶
بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری تکرارشونده	۱۲/۵۶	۸۱/۲۷	۲۶/۹۶
بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری اتسو	۱۲/۵۰	۸۰/۷۱	۲۷/۹۳
بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر روش پیشنهادی	۱۳/۲۰	۸۷/۴۴	۲۴/۸۳

درواقع، روش پیشنهادی این مقاله با برتری ۱۸/۶ و ۱۳/۲ درصد به ترتیب در معیارهای *TDR* و *HM*، موفق‌تر از بهترین نتیجه در این معیارها، که از روش بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری تکرارشونده به‌دست آمده است، عمل کرده است؛ درحالی‌که، *FPR* با مقدار ۱/۷۶ درصد، ضعیف‌تر از بهترین نتیجه در این معیار، که متعلق به بهینه‌سازی تابع انرژی مبتنی بر آستانه‌گذاری تکرارشونده بوده است، عمل کرده است. الگوریتم پیشنهادی در بسیاری از موارد، تنها در صورت وجود نویزها و آرتیفکت‌های نقطه‌ای پراکنده در بافت پوست سالم،

مراجع

- [10] Erkol, Bulent, Randy H. Moss, R. Joe Stanley, William V. Stoecker, and Erik Hvatum. "Automatic lesion boundary detection in dermoscopy images using gradient vector flow snakes." *Skin Research and Technology* 11, no. 1 (2005): 17-26.
- [11] Zhou, Huiyu, Xuelong Li, Gerald Schaefer, M. Emre Celebi, and Paul Miller. "Mean shift based gradient vector flow for image segmentation." *Computer Vision and Image Understanding* 117, no. 9 (2013): 1004-1016.
- [12] Nock, Richard, and Frank Nielsen. "Statistical region merging." *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 26, no. 11 (2004): 1452-1458.
- [13] Maeda, J., A. Kawano, S. Yamauchi, Y. Suzuki, A. R. S. Marçal, and T. Mendonça. "Perceptual image segmentation using fuzzy-based hierarchical algorithm and its application to dermoscopy images." In *Soft Computing in Industrial Applications, 2008. SMCia'08. IEEE Conference on*, pp. 66-71. IEEE, 2008.
- [14] Abbas, Qaisar, Irene Fondón, and Muhammad Rashid. "Unsupervised skin lesions border detection via two-dimensional image analysis." *Computer methods and programs in biomedicine* 104, no. 3 (2011): e1-e15.
- [15] Osher, Stanley, and Ronald Fedkiw. *Level set methods and dynamic implicit surfaces*. Vol. 153. Springer Science & Business Media, 2006.
- [16] Chan, Tony F., and Luminita A. Vese. "Active contours without edges." *IEEE Transactions on image processing* 10, no. 2 (2001): 266-277.
- [17] Lie, Johan, Marius Lysaker, and Xue-Cheng Tai. "A binary level set model and some applications to Mumford-Shah image segmentation." *IEEE Transactions on Image Processing* 15, no. 5 (2006): 1171-1181.
- [18] Glaister, Jeffrey, Alexander Wong, and David A. Clausi. "Segmentation of skin lesions from digital images using joint statistical texture distinctiveness." *IEEE transactions on biomedical engineering* 61, no. 4 (2014): 1220-1230.
- [19] Razi J. Al-azawi, Abbas Abdulazez Abdulhameed, Hussein Majeed Ahmed, "A Robustness Segmentation Approach for Skin Cancer Image Detection Based on an Adaptive Automatic Thresholding Technique", *American Journal of Intelligent Systems*, Vol. 7 No. 4, (2017), pp. 107-112.
- [20] Flores, Eliezer, and Jacob Scharcanski. "Segmentation of melanocytic skin lesions using feature learning and dictionaries." *Expert Systems with Applications* 56 (2016): 300-309.
- [1] Ferlay, J., Eva Steliarova-Foucher, Joannie Lortet-Tieulent, Sonia Rosso, J. W. W. Coebergh, H. Comber, David Forman, and Freddie Bray. "Reprintof: Cancer incidence and mortality patterns in Europe: estimates for 40 countries in 2012." *European journal of cancer* 51, no. 9 (2015): 1201-1202.
- [2] Binder, Michael, Margot Schwarz, Alexander Winkler, Andreas Steiner, Alexandra Kaider, Klaus Wolff, and Hubert Pehamberger. "Epiluminescence microscopy: a useful tool for the diagnosis of pigmented skin lesions for formally trained dermatologists." *Archives of Dermatology* 131, no. 3 (1995): 286-291.
- [3] Mayer, Justine. "Systematic review of the diagnostic accuracy of dermatoscopy in detecting malignant melanoma." *The Medical Journal of Australia* 167, no. 4 (1997): 206-210.
- [4] Silveira, Margarida, Jacinto C. Nascimento, Jorge S. Marques, André RS Marçal, Teresa Mendonça, Syogo Yamauchi, Junji Maeda, and Jorge Rozeira. "Comparison of segmentation methods for melanoma diagnosis in dermoscopy images." *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 3, no. 1 (2009): 35-45.
- [5] Ganster, Harald, P. Pinz, Reinhard Rohrer, Ernst Wildling, Michael Binder, and Harald Kittler. "Automated melanoma recognition." *IEEE transactions on medical imaging* 20, no. 3 (2001): 233-239.
- [6] Premaladha, J., M. Lakshmi Priya, S. Sujitha, and K. S. Ravichandran. "Normalised Otsu's Segmentation Algorithm for Melanoma Diagnosis." *Indian Journal of Science and Technology* 8, no. 22 (2015): 1-6.
- [7] Hongmin, Zhong Yang, Xinhua Cao, Weiming Xia, and Xiaoyin Xu. "A new iterative triclass thresholding technique in image segmentation." *IEEE Transactions on Image Processing* 23, no. 3 (2014): 1038-1046.
- [8] Otsu, Nobuyuki. "A threshold selection method from gray-level histograms." *Automatica* 11, no. 285-296 (1975): 23-27.
- [9] Pennisi, Andrea, Domenico D. Bloisi, Daniele Nardi, Anna Rita Giampetruzzi, Chiara Mondino, and Antonio Facchiano. "Skin lesion image segmentation using Delaunay Triangulation for melanoma detection." *Computerized Medical Imaging and Graphics* 52 (2016): 89-103.