Journal of Soft Computing and Information Technology (JSCIT) ABabol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran Journal Homepage: www.jscit.nit.ac.ir Volume 8, Number 4, Winter 2019, pp. 87-97 Received: 11/10/2018, Revised: 08/13/2019, Accepted: 09/12/2019



Segmentation of Skin Lesion Images Using a Combination of Texture and Color Information

Shima Jabbari¹, Yasser Baleghi^{2*}

1- Electrical & Computer Engineering Department, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran.
 2*- Electrical & Computer Engineering Department, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran.
 ¹sh.j618@yahoo.com, ^{2*}y.baleghi@nit.ac.ir

*Corresponding author address: Yasser Baleghi, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran, Post Code : 47148 – 71167.

Abstract- Skin cancer affects millions of people all around the world. If skin cancer is detected in the early stages, the survival rate is very high. So, computer-aided diagnosis (CAD) systems are being developed to help dermatologists in early and accurate diagnosis. Segmentation is the first and most important step in the auto diagnosis systems. The purpose of this paper is to introduce a new method based on geometric active contours that combines texture and color information to separate the lesion area from healthy skin. The innovation of this paper is the way that, color and texture information are combined together to define the speed function and the use of texture features in the form of an image. To evaluate the proposed method, two databases including dermoscopy images, were used. The ISIC2017 database (including 2750 data) and the PH2 database (including 200 data). Experimental results showed that, the proposed algorithm has the highest accuracy (97.92% for PH2 database and 94.78% for ISIC2017 test data), sensitivity (97.83% for PH2 database and 90.11% for ISIC2017 test data) and specificity (99.45% for PH2 and 98.53% for ISIC2017 test data) in comparison with recent state-of-the-art algorithms.

Keywords- dermoscopy images, fused texture features, geometric active contours, skin lesions, segmentation, texture and color information.

مجله علمی پژوهشی رایانش نرم و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل صفحه مجله: www.jscit.nit.ac.ir جلد ۸، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۸ ، صفحه ۹۷–۸۷ دریافت: ۱۳۹۷/۰۶/۲۱، بازنگری: ۱۳۹۸/۰۶/۲۱، پذیرش: ۱۳۹۸/۰۶/۲۱



قطعهبندی تصاویر ضایعات پوستی با استفاده از ترکیب اطلاعات بافت و رنگ

شیما جباری^۱، یاسر بالغی ^۲^۲ ۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران. ۲۴- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران. ۱sh.j618@yahoo.com, ^{2*}y.baleghi@nit.ac.ir

* نشانی نویسنده مسئول: یاسر بالغی ، بابل، خیابان شریعتی، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، کد پستی: ۲۱۱۶۷-۴۷۱۴۸

چکیده – سرطان پو ست سالانه جان میلیونها نفر را در سرا سر جهان به خطر میاندازد. از آنجاکه تشخیص زودهنگام این بیماری می تواند کمک شایانی به درمان بیمار کند، سامانههای تشخیص به کمک رایانه در حال تو سعه هستند تا متخصصان پو ست را در این زمینه یاری دهند. قطعهبندی، اولین و مهم ترین گام در سامانههای تشخیص خودکار است. در این مقاله، یک روش جدید براساس کانتورهای فعال هند سی معرفی می شود که با استفاده از ترکیب اطلاعات بافت و رنگ قسمت ضایعه را از پو ست سالم جدا می نوآوری این مقاله در چگونگی ترکیب اطلاعات بافت و رنگ در تابع سرعت و استفاده از ویژگیهای بافت به صورت تصویر است. برای ارزیابی روش پیشنهادی از دو پایگاه دادهی ISIC2017 و PH2 که به ترتیب شامل ۲۷۵۰ و ۲۰۰ تصویر درموسکوپی هستند، استفاده شد. مقایسه می نتایج با پژوهشهای اخیر نشان می دهد، الگوریتم پیشنهادی بالاترین میزان دقت (۹۰/۹۲٪ برای پایگاه دادهی آزمایش مقایسه ی نتایج با پژوهشهای اخیر نشان می دهد، الگوریتم پیشنهادی بالاترین میزان دقت (۹۰/۹۲٪ برای پایگاه دادهی آزمایش پایگاه دادهی ISIC2017) و اختصاصی بودن (۱۹۹/۴۵)، حساسیت (۹۲/۹۳٪ برای پایگاه دادهی آزمایش پایگاه دادهی ISIC2017)، حساسیت (۹۷/۹۳٪ برای پایگاه دادهی ۹۱/۱۵ زمایش پایگاه دادهی ۹۱/۱۵ را برای هر دو پایگاه داده ای اخیر نشان می دهد، الگوریتم یا می ۱۹۷۰٪ برای پایگاه دادهی ISIC2017 می برای داده از مایش پایگاه داده و بایگاه داده کسب کرد.

واژههای کلیدی: اطلاعات بافت و رنگ، تصاویر درموسکوپی، ضایعات پوستی، قطعهبندی، کانتورهای فعال هندسی، ویژگیهای بافت ادغامشده

۱– مقدمه

ملانوما کشنده ترین نوع سرطان پوست است که در مراحل اولیه ظاهری شبیه به ضایعات خوش خیم دارد. مطالعات نشان می دهد، تشخیص بالینی ملانوما از دقت پایینی بر خوردار است. در مقابل سامانه های تشخیص به کمک رایانه، توانایی چشم گیری برای تشخیص زودهنگام ملانوما دارند. سامانه های تشخیص به کمک رایانه سه گام اصلی دارند: ۱) قطعه بندی ، ۲) استخراج ویژگی، ۳) طبقه-بندی. قطعه بندی اولین و مهم ترین گام است، زیرا بسیاری از ویژگی های مورد نیاز برای تشخیص از جمله تقارن و بی نظمی مرزی از مرز ضایعه استخراج می شوند؛ بنابراین دقت قطعه بندی بر صحت

تشخيص سامانه، تأثير مستقيم دارد [1].

در مقالهی [۱]، یک روش جدید برای قطعهبندی تصاویر درموسکوپی براساس کانتورهای فعال هندسی معرفی شده است که برای تعریف تابع سرعت از اطلاعات آماری پوست سالم در کانالهای روشنایی و اشباع استفاده می کند. سپس تابع سرعت با استفاده از اطلاعات رنگ پوست سالم و ضایعه در فضاهای رنگ *CIE L*a*b و *v*u*z 2013، بهروزرسانی می شود. در این پژوهش منحنی اولیه بهصورت دستی تعریف شده است. معیار توقف براساس تفاوت روشنایی پوست سالم و ضایعه است. در مقالهی [۲]، یک روش مبتنی بر 'FCN معرفی شده که شامل بهبودهای کلیدی متعدد است. در مقالهی [۳]، یک روش قطعهبندی نظارت شده برای تصاویر

Archive of SID دريافت تصوير پیش پر داز ش محاسبهى تابع سرعت تعريف منحني اوليه نعريف تابع سرعت براساس اطلاعات ہوست سالم در کانالھای روشنای اشباع و تصوير باف بەروزرسانى تابع سرعت تكامل منحنى استخراج ویژگیهای آماری بافت و رنگ از تصویر بافت و فضاهای رنگی یکنواخت؛ افزودن ترکیب اطلاعات به تابع سرعت انقباض منحنى تكاملي به مرزهای ضایعه توقف منحني براساس معيار توقف و نمایش نتیجهی قطعەبندى

شكل ۱ روندنمای كلی الگوریتم پیشنهادی برای قطعهبندی ضایعات پوستى

۲-۱- پیش پردازش

در این مرحله برای کاهش حجم محاسبات و افزایش سرعت تصاویر ضایعات 🖞 برابر شدند (هدف از نصف کردن تصاویر قابل مقایسه شدن روش پیشنهادی با سایر مقالات اخیر [۱، ۳] بوده است). سیس برای هموارسازی تصاویر، فیلتر میانهی ۲ بُعدی به سه مؤلفهی R، G و B بهصورت جداگانه اعمال شد. سپس برای حذف یا کاهش اثر موهای زائد، از عملیات ریختشناسی بستن ٔ و عنصر ساختاری خط استفاده شد. عنصر ساختاری یک ماتریس است که با اندازه و شکلی مشخص تعریف می شود تا اشیاء مورد نظر را در تصویر ورودی پیدا کند. عملگر بستن باعث می شود تا حفره های کوچک تصویر پر شوند. بنابراین برای پیدا کردن موهای زائد از عنصر ساختاری به شکل خط، طول ۱۰ و زاویههای ۳۰ و ۶۰ درجه (پارامترها بهصورت تجربی انتخاب شده است) استفادهشد. پیکسلهای مو شناسایی و با مقادیر ییکسلهای همسایه جایگزین شدند. نتیجهی عملیات حذف مو برای یک تصویر درموسکویی در شکل ۲ دیده می شود.

درموسکوپی براساس یکپارچگی ویژگیهای منطقهای پیشنهاد شده که بهبودیافتهی روش DRFI است. در مقالهی [۴]، یک روش جدید مبتنی بر کانتورهای فعال هندسی با استفاده از معادلهی تفاضلي با مشتقات جزئي معرفي شده كه روشي براساس ناحيه است و از اطلاعات تصویر به صورت محلی و سراسری استفاده می کند. مقالهی [۵]، از روش U-NET [۶] برای قطعهبندی تصاویر استفاده کرده است. در مقالهی [۷]، یک روش براساس FCN برای قطعه-بندی تصاویر ضایعات پوستی معرفی می شود. در مقالهی [۸]، یک روش مبتنی بر شبکههای عصبی مصنوعی معرفی شده که برای تخمين احتمال هر پيكسل از تصوير، از روش U-NET استفاده مي-کند. در مقالهی [۹]، از روش CDNN^۳ استفاده شده که یک روش براساس شبکههای عصبی مصنوعی است. اخیراً پژوهشهای زیادی بر اساس شبکههای عمیق برای قطعهبندی تصاویر ضایعات پوستی توسعه یافتهاند [۱۰–۱۳] که البته در مرحلهی آموزش بسیار زمانبر هستند. اگرچه هنوز هم روشهای مبتنی بر کانتور فعال نتایج قابل توجهی را در مقایسه با آنها گزارش میکنند [۱۴].

هدف این مقاله، بهبود روش پیشنهادی مقالهی [۱] و ارائهی یک روش جدید برای قطعهبندی تصاویر درموسکوپی با استفاده از ترکیب اطلاعات بافت و رنگ است. این مقاله در پنج بخش تدوین شده است. در این بخش مقدمهای کوتاه برای معرفی موضوع تحقیق بیان و روشهای پیشین به طور خلاصه مرور شد. در بخش دوم، مراحل الگوريتم پيشنهادى شامل پيش پردازش، تعريف خودكار منحنی اولیه، محاسبه و بهروزرسانی تابع سرعت و تعریف معیار توقف به طور کامل شرح داده خواهد شد. در بخش سوم، نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی مقاله با پژوهشهای سالهای اخیر که از دو پایگاه دادهی ISIC2017 [۱۵] و PH2 [۱۶] استفاده کردهاند، مقايسه مى شود. بخش چهارم شامل جمعبندى مراحل الگوريتم پیشنهادی و دستآوردهای مقاله است.

۲- الگوريتم پيشنهادي

در این بخش، مراحل الگوریتم پیشنهادی به طور خلاصه بیان می-شود. روندنمای کلی الگوریتم پیشنهادی مقاله در شکل ۱ نمایش داده شده است.



شکل ۲عملیات حذف مو. الف) تصویر اصلی از پایگاه دادهی ISIC2017 [18]، ب) تصویر پس از عملیات حذف مو

۲-۲- تعريف منحني اوليه

تکامل منحنی در روش پیشنهادی محدود به انقباض است. بنابراین، نیاز است منحنی اولیه طوری تعریف شود که تمام ضایعه را دربرگیرد. برای این هدف، تصاویر ضایعات به دو دسته تقسیم شدند، تصاوير با قاب سياه و تصاوير بدون قاب سياه. سپس روش اتسو^ه به تصاویر RGB اعمال شد و یک تصویر دودویی بهدست آمد. روش اتسو یک روش خودکار برای آستانه گذاری است که با توجه به هیستوگرام تصویر یک مقدار آستانه را انتخاب و تصویر ورودی را به یک تصویر دودویی تبدیل می کند. این آستانه به نحوی انتخاب می-شود که واریانس بین کلاسی حداقل شود.

در ادامه برای تصاویری که در دستهی اول قرار داشتند، از روش پاک کردن مرزها استفاده شد. در ادامه تصاویر دودویی هر دو دسته با استفاده از عملیات ریختشناسی گسترش و عنصر ساختاری دایره به شعاع ۱۰ (پارامترها بهصورت تجربی انتخاب شده است) منبسط شدند. برای اطمینان از این که تصویر دودویی حاصل، تمام ضایعه را خواهدپوشاند، پوش محدب تصویر دودویی محاسبه شد. منحنی اولیهی بهدستآمده برای دو نمونه تصویر درموسکوپی، در شکل ۳ نمایش داده شده است.



شکل ۳ تصاویر دودویی و منحنی اولیهی بهدست آمده برای دو تصویر درموسکوپی (خطهای آبی و ارغوانی به ترتیب، منحنی اولیه و مرز تصویر دودویی مرجع هستند). الف) یک تصویر درموسکوپی با قاب سیاه از پایگاه PH2 [۱۶]، ب) یک تصویر درموسکوپی بدون قاب سیاه از پایگاه ISIC2017

پس از تعریف منحنی اولیه به صورت خودکار، تابع مجموعه سطح اوليه با استفاده از رابطهي (۱) بهدست مي آيد [۱].

و العند g(x, y, 0) تابع مجموعه سطح در لحظه ی صفر، g(x, y, 0)فاصله اقليدسي پيکسل (x, y) از منحني C است. نواحي d(x, y)داخلی و خارجی منحنی تکاملی در زمان t به ترتیب از رابطههای (۲) و (۳) محاسبه می شوند [۱].

$$R_{I} = \{(x, y) \mid \phi(x, y, t) > 0\}$$
(7)

$$R_E = \left\{ (x, y) \mid \phi(x, y, t) \le 0 \right\} \tag{(7)}$$

۲-۳- تابع سرعت

در مقالهی [۱] تابع سرعت به صورت رابطهی (۴) تعریف شده است.

 $F(x, y) = P_L(x, y) * P_S(x, y) * (1 + k)$ (۴)

و P_S و P_S به ترتيب توابع توزيع روشنايي و اشباع پوست سالم هستند. انحنای منحنی است که بهعنوان نیروی داخلی برای $k =
abla \left(\frac{
abla \emptyset}{|
abla m|} \right)$ تنظيم خصوصيات هندسي منحني تكاملي بهكار ميرود. * علامت ضرب و ⊽ علامت گرادیان است.

استفاده از روشنایی و اشباع برای تعریف تابع سرعت کافی نیست، زیرا در بسیاری از تصاویر درموسکوپی، ضایعه و پوست سالم در این دو کانال تفاوت چندانی ندارد. شکل ۴، تصویر یک ضایعهی ملانوما و یکی از سختترین تصاویر پایگاه دادهی ISIC2017 است، زیرا ضایعه از دو رنگ کاملاً متفاوت تشکیل شده است و ناحیهی بزرگی از ضایعه، رنگ و روشنایی نزدیک به پوست سالم دارد. شکل ۵ نمودار پراکندگی پیکسلهای پوست سالم و ضایعه در کانال روشنایی و اشباع برای تصویر ضایعهی ملانوما است. همان گونه که مى بينيد پيكسل هاى پوست سالم و ضايعه به صورت خطى جدايى-یذیر نیستند.



شکل ۴ یک تصویر درموسکوپی از پایگاه دادهی ISIC2017، به همراه تصوير دودويي مرجع. الف) تصوير اصلي، ب) تصوير دودويي مرجع



شکل ۵ نمودار پراکندگی پیکسلهای پوست سالم و ضایعه برای تصویر درموسکوپی شکل ۴. الف) در کانال روشنایی از فضای *CIE L*a*b، ب) در کانال اشباع از فضای HSV

برای ایجاد تمایز کافی بین پیکسل های پوست سالم و ضایعه نیاز است از یک ویژگی قدرتمند دیگر در کنار روشنایی و اشباع استفاده شود. پیشنهاد این مقاله استفاده از ویژگیهای بافت است، زیرا در اکثر تصاویر درموسکوپی، پوست سالم بافتی یکنواخت و کاملاً متفاوت از ضايعه دارد.

۲-۴- استخراج ویژگیهای بافت پیشنهادی

آنالیز بافت تلاش می کند تا ویژگیهای شهودی را که با اصطلاحات زبری، نرمی، همواری و ... توصیف شده است، به صورت کمّی بیان کند [۱۷]. در این مقاله، برای استخراج ویژگیهای بافت از فیلتر گابور، روش ماتریس همرخدادی و فیلترهای آنتروپی، انحراف معیار و محدوده تغییرات محلی استفاده شد که چگونگی عملکرد و نتایج استفاده از آنها در ادامه شرح داده می شود.

فیلترهای آنتروپی، انحراف معیار و محدوده تغییرات محلی به صورت مشابه عمل می کنند. این فیلترها در اطراف هر پیکسل از تصویر ورودي يک همسايگي در نظر گرفته و مقادير آماري را در آن ناحيه محاسبه و بهعنوان ارزش همان پیکسل در تصویر خروجی ثبت می-کنند [۱۸].

فیلتر آنتروپی محلی

آنتروپی، میزان بینظمی بافت را نشان میدهد. آنتروپی زیاد نشان-دهندهی بافت ناهمگن است. در یک همسایگی ۹×۹، اگر L بیشینه-ی سطوح خاکستری و P(g) احتمال رُخداد سطح خاکستری g در نمودار هیستوگرام نرمال شده تعریف شود، آنتروپی محلی از رابطهی (۵) بهدست میآید [۱۸].

$$H = -\sum_{g=0}^{L-1} P(g) \log_2(P(g))$$
 (Δ)

• فيلتر محدوده تغييرات محلى

این فیلتر برای پیدا کردن لبهها و تشخیص نرمی یا زبری بافت استفاده میشود. در نواحی با بافت نرم، محدودهی مقادیر در

Archive of SID همسایگی اطراف یک پیکسل، یک مقدار کوچک آست. در یک همسایگی ۳×۳، اگر X بردار پیکسلهای همسایگی باشد، محدوده تغییرات محلی از رابطهی (۶) محاسبه می شود [۱۸].

$$Range = max(X) - min(X)$$
 (7)

فیلتر انحراف معیار محلی

این فیلتر نیز، برای پیدا کردن لبهها و تشخیص نرمی یا زبری بافت استفاده می شود. در نواحی با بافت نرم، انحراف معیار محلی یک مقدار کوچک است. در یک همسایگی ۳×۳، اگر x_i مقدار هر پیکسل، میانگین پیکسل ها و N تعداد پیکسل ها باشد، انحراف معیار محلی $ar{x}$ از رابطهی (۲) محاسبه می شود [۱۸].

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N} (x_i - \bar{x})^2}{N - 1}}$$
(Y)

فيلتر گابور

این فیلتر برای تحلیل تصاویر بافت حاوی فرکانس یا جهت گیریهای خاص به کار می رود. با استفاده از این فیلتر می توان، ویژگی های جهتدار تصویر را استخراج کرد. اگر طول موج و جهت گیری را به-صورت بردار تعریف کنیم، روش گابور یک بانک فیلتر ایجاد میکند که شامل تمام ترکیبهای منحصر به فرد طول موج و جهت گیری است. سپس، فیلترهای تعریفشده بهطور همزمان به تصویر ورودی اعمال می شوند. هر پیکسل، یک پاسخ به هر فیلتر خواهدداشت. تابع دوبُعدی گابور (در حوزهی مکان) از رابطهی (۸) محاسبه میشود [\Y]

$$f(x,y) = exp\left(-\frac{1}{2}\left[\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right]\right)cos(2\pi u_0 x) \tag{A}$$

که u_0 فرکانس موج سینوسی صفحهای در امتداد محور x (جهت-گیری صفر درجه)، σ_x و σ_y انحراف معیار پوش گاوسی در امتداد محورهای x و y هستند.

ماتریس همرخدادی سطح خاکستری

ماتریس همرخدادی رابطهی فضایی پیکسلها را در تصاویر بیان مىكند. اين ماتريس شامل G imes G درايه است. تعداد سطوح خاکستری (G)، بهعنوان یک عدد صحیح مشخص می شود. درایهی (i, j) در ماتریس هم رخدادی برابر است با تعداد دفعاتی که دو سطح خاکستری با مقادیر *i* و *j* به فاصلهای مشخص از هم قرار گرفتهاند. ازجمله معیارهای آماری که از این ماتریس قابل محاسبه هستند می توان به انرژی، کنتراست، همگنی و همبستگی اشاره کرد که

رابطههای آنها به ترتیب در ادامه آورده شده است [۱۷].

$$Energy = \sum_{i} \sum_{j} P_d^2(i,j) \tag{9}$$

$$Contrast = \sum_{i} \sum_{j} (i-j)^2 P_d(i,j)$$
(1.)

$$Homogeneity = \sum_{i} \sum_{j} \frac{P_d(i,j)}{1+|i-j|}$$
(11)

$$Correlation = \frac{\sum_{i} \sum_{j} (i - \mu_x) (j - \mu_y) P_d(i, j)}{\sigma_x \sigma_y}$$
(17)

x که σ_x و σ_x به ترتیب میانگین و انحراف معیار در امتداد محور y و μ_x و γ_y و μ_y و σ_y به ترتیب میانگین و انحراف معیار در امتداد محور μ_y هستند.

برای محاسبه ماتریس همرخدادی، تصویر ورودی مقیاس بندی می شود. به این معنی که، مقادیر شدت آن به سطوح خاکستری خاصی نگاشته می شوند. محدوده ای که برای مقیاس بندی استفاده می شود به صورت بردار [low, high] تعریف می شود. اگر G تعداد سطوح خاکستری باشد، محدوده ی[low, high] به G قسمت مساوی تقسیم می شود و مقادیر هر قسمت به یک سطح خاکستری مشابه نگاشته می شوند. برای نمونه، مقادیر کوچک تر یا مساوی مشابه عدد یک و مقادیر بزرگ تر یا مساوی مقاه به عدد G نگاشته می شوند [۱۷].

۲-۴-۱- تولید تصویر بافت

فیلترهای آنتروپی، انحراف معیار و محدوده تغییرات محلی به تصاویر ضایعات در فضای رنگ RGB، اعمال شد. بنابراین برای هر پیکسل از تصویر ورودی، سه بردار ویژگی ۳ بُعدی حاصل شد. بانک فیلتر گابور با جهتگیریهای ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵۵ درجه و طول موجهای ۲۸۲۲، ۵/۶۵، ۱۱/۳۱، ۲۲/۶۲، ۲۵/۲۸ و ۹۰/۵۰ تشکیل شد. هنگام تشکیل مجموعهی ویژگیهای گابور برای قطعهبندی، بهتر است اطلاعات موقعیت فضایی (مختصات پیکسل) را در هر دو راستای *x* و *y* اضافه کنیم. این اطلاعات اضافی کمک می کند تا گروههایی که بهصورت فضایی نزدیکتر هستند مشخص شوند. بنابراین، ۲۴ خواهیم داشت. در ادامه بانک فیلتر به تصاویر سطح خاکستری اعمال شد. درنتیجه، بهازای هر تصویر ورودی، یک بردار ویژگی ۶۶ بُعدی برای هر پیکسل حاصل شد.

برای استخراج ویژگیهای بافت مبتنی بر ماتریس همرخدادی،

Archive of SID تصاویر در فضای RGB در نظر گرفته شدند. بنابراین عملیات پنجره-گذاری و محاسبهی ماتریس همرخدادی، برای هر یک از مؤلفههای G ،R و B بهصورت جداگانه انجام شد. برای این هدف، در اطراف هر پیکسل از تصویر ورودی یک پنجره با ابعاد ۷×۷ درنظر گرفته شد. برای محاسبهی ماتریس همرخدادی در هر پنجره، جهتهای شد. برای محاسبهی ماتریس همرخدادی در هر پنجره، جهتهای ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه و فاصلهی یک پیکسل درنظر گرفته شد. تعداد سطوح خاکستری ۸ در نظر گرفته شد و ماتریس همرخدادی بهصورت متقارن محاسبه شد. سپس معیارهای آماری انرژی، ویژگی ۴۸ بعدی برای هر پیکسل تعریف شد. تصاویر بافت حاصل از این پنج روش برای تصویر ضایعهی ملانوما در شکل ۶ نمایش داده شده است.



شکل ۶ تصاویر بافت برای شکل ۴ حاصل از: الف) و ب) و ج) به تر تیب فیلترهای آنتروپی، انحراف معیار و محدوده تغییرات محلی، د) و هـ) به تر تیب فیلتر گابور و روش ماتریس همرخدادی، و) تصویر مقیاسبندی-شده

همان گونه که در شکل ۶ می بینید، فیلترهای محلی و فیلتر گابور تمایز خوبی بین ضایعه و پوست سالم ایجاد کردهاند، اما ویژگیهای بافت مبتنی بر ماتریس همرخدادی موفق عمل نکردهاند. در مقابل تصویر مقیاس بندی شده در ایجاد تمایز موفق عمل کرده است؛ بنابراین از فیلترهای محلی، فیلتر گابور و تصویر مقیاس بندی شده بهعنوان ویژگی بافت استفاده شد.

۲-۴-۲ ویژگیهای بافت ادغامشده

از آنجاکه ممکن است استفاده از یک روش برای همهی تصاویر مؤثر نباشد، بهتر است از ادغام ویژگیها استفاده شود. اما در بین لایههای این بردارها، همبستگی وجود دارد. پیوند ساده بین این پنج بردار ویژگی، ممکن است به تقسیم بندی اشتباه منجر شود. بنابراین، قبل از ادغام ویژگیها از روش تحلیل مؤلفهی اصلی (PCA) استفاده شد. هدف روش PCA انتقال فضای ویژگی با بُعد بالا به فضایی با بُعد پایین است به گونهای که در آن فضا نتیجهی اَفکَنش دادهها بیش ترین واریانس را داشته باشد. مزیت این کار این است که در

فضایی با بعد پایین محاسبات سادهتر میشوند. راستایی که این هدف را برآورده میکند بردار ویژهی متناظر با بزرگترین مقدار ویژهی ماتریس کوواریانس فضای اصلی است. در روش PCA محورهای مختصات در امتداد m بردار ویژهی متناظر با m بزرگ-ترین مقدار ویژه قرار می گیرند. اولین بردار ویژهی متناظر با بزرگ-ترین مقدار ویژه، اولین مؤلفهی اصلی است.

پنج بردار ویژگی بهصورت رابطهی (۱۳) ادغام شدند. بردار نهایی ویژگیهای بافت، برای هر پیکسل از تصویر ورودی، ۳۶ بُعدی خواهد بود.

$$TF_{Fused}^{36_{D}} = PCA(TF_{LEF}^{3_{D}}) \cup PCA(TF_{LSTDF}^{3_{D}})$$
$$\cup PCA(TF_{LRF}^{3_{D}}) \cup PCA(TF_{Gabor}^{2_{G}_{D}}) \cup PCA(TF_{SI}^{1_{D}_{D}})$$
(17)

سپس برای انتخاب بهترین ویژگیهای متمایزکننده، از روش PCA استفاده و اولین مؤلفهی اصلی انتخاب شد. نتیجهی نهایی، یک تصویر بافت است که میتواند بهطور چشمگیری پیکسلهای پوست سالم و ضایعه را از هم جدا کند. شکل ۷ تصویر بافت حاصل از ضایعهی ملانوما است. شکل ۸، نمودار پراکندگی پیکسلهای پوست سالم و ضایعه برای سه مؤلفهی اصلی اول و اولین مؤلفهی اصلیِ ویژگیهای بافت ادغامشده است.



شکل ۷ تصویر بافت برای شکل ۴. الف) تصویر بافت، ب) تصویر دودویی حاصل از روش اتسو



شکل ۸ نمودار پراکندگیِ پیکسلهای پوست سالم و ضایعه در تصویر بافت شکل ۴ (پیکسلهای پوست سالم و ضایعه به تر تیب با رنگهای سبز و ارغوانی نمایش داده شدهاند). الف) اولین مؤلفهی اصلی، ب) سه مؤلفهی اصلی اول

طبق شکل ۸، ویژگیهای بافت ادغامشده توانایی قابل قبولی برای ایجاد تمایز بین پیکسلهای پوست سالم و ضایعه دارند.

تابع سرعت معرفیشده در مقالهی [۱] بهمنظور استفاده از اطلاعات آماری بافت پوست سالم بهصورت زیر اصلاح میشود.

$$F(x, y) = P_T(x, y) * P_L(x, y) * P_S(x, y) * (1 + k) \quad (1 + k)$$

در این رابطه P_T تابع توزیع بافت پوست سالم است.

فرض می شود روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم از توزیع گاوسی پیروی می کنند. بنابراین تابع توزیع پوست سالم طبق رابطههای زیر محاسبه می شود [۱].

$$P_L(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_L} exp\left(-\frac{(L(x,y) - \mu_L)^2}{2\sigma_L^2}\right)$$
(1Δ)

$$P_{S}(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{S}} exp\left(-\frac{(S(x,y) - \mu_{S})^{2}}{2\sigma_{S}^{2}}\right)$$
(19)

$$P_T(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_T} exp\left(-\frac{(T(x,y) - \mu_T)^2}{2\sigma_T^2}\right)$$
(1Y)

L روشنایی، S اشباع، T تصویر بافت، P_L و P_S و P_T بهترتیب تابع توزیع روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم، μ_L و μ_F بهترتیب میانگین روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم، σ_s ، σ_c و σ_σ بهترتیب انحراف معیار روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم هستند. (x, y)مختصات پیکسل مورد نظر در کانالهای روشنایی، اشباع و تصویر بافت است.

برای محاسبه ی تابع توزیع پوست سالم نیاز است مقادیر میانگین و انحراف معیار محاسبه شوند. ابتدا با استفاده از روش اتسو، تصاویر دودویی کانال روشنایی و تصویر بافت به دست میآید. سپس یک ناحیه بهعنوان پوست سالم تعریف و مقادیر آماری در آن ناحیه به-صورت تقریبی محاسبه می شوند. این ناحیه از اشتراک یک نوار باریک به اندازه ی ۵۰ پیکسل در همسایگی بیرونی منحنی اولیه باریک به اندازه ی ۵۰ پیکسل در همسایگی بیرونی منحنی اولیه باریک به اندازه ی ۵۰ پیکسل در میسایگی بیرونی منحنی اولیه دودویی کانال روشنایی و تصویر بافت، به دست میآید. از آن جا که ضایعه کاملاً درون منحنی اولیه قرار دارد، این ناحیه می تواند تقریبی از توزیع آماری روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم را ارائه دهد. این مقادیرِ آماری همراه با تکامل منحنی به روزرسانی می شوند.

۲-۶- تکامل منحنی

پس از محاسبهی تابع سرعت، منحنی شروع به حرکت میکند و بهسمت مرزهای ضایعه منقبض میشود. تکامل منحنی برای کانتور فعال هندسی، براساس رابطهی (۱۸) است [۱].

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F |\nabla \phi| = 0 \tag{11}$$

است. $\emptyset(x,y,t)$ تابع مجموعه
سطح، F تابع سرعت و $\emptyset(x,y,t)$

۲-۷- بەروزرسانى تابع سرعت

برای تکرارهای بعدی، نیاز است مقادیر میانگین و انحراف معیار به-روزرسانی شوند. در مقالهی [۱] فرض شده در کانالهای رنگ *a، *b، v* و v*، مختصات پیکسلهای ضایعه به هم نزدیک است و فاصلهی چشم گیری از پیکسل های پوست سالم دارد، اما این فرض همیشه درست نیست. در شکل ۹ نمودار پراکندگی پیکسلهای پوست سالم و ضایعه در کانالهای رنگ برای ضایعهی ملانوما نمایش داده شده است. همان گونه که در شکل ۹ میبینید پیکسلهای ضایعه در هر چهار کانال رنگ پراکنده هستند. در کانالهای *b v* پیکسلهای پوست سالم و ضایعه در هم شدهاند. بنابراین، در کنار فرض تمایز مختصات رنگ، فرض می شود در تصویر بافت، شدت پیکسل های پوست سالم به هم نزدیک است و فاصله ی چشم گیری از پیکسلهای ضایعه دارد. با توجه به شکل ۸، این فرضیه می تواند در اکثر موارد درست باشد. برایناساس مراکز پوست سالم و ضایعه در کانالهای رنگ و تصویر بافت محاسبه می شود. این مراکز برای پوست سالم در یک نوار به اندازهی ۵۰ پیکسل در همسایگی بیرونی منحنی و برای ضایعه در همسایگی داخلی منحنی محاسبه میشود. در ادامه پیکسلهای تصویر براساس فاصلهای که از مراکز پوست سالم و ضایعه دارند، طبقهبندی می شوند و یک تصویر دودویی به-دست میآید. با استفاده از این طبقهبندی توزیع مقادیر روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم می تواند به طور دقیق تری محاسبه شود. یک ناحیهی جدید برای پوست سالم تعریف می شود. این ناحیه از اشتراک یک نوار به اندازهی ۵۰ پیکسل در همسایگی بیرونی منحنی اوليه $(0 < \phi(x, y, 0)) = (-50)$ و ناحيه پوست سالم در تصوير دودویی بهدست میآید. سپس مقادیر میانگین و انحراف معیار و درنتيجه تابع سرعت بهروزرسانى مىشوند.

بهدلیل تفاوتهای چشم گیر در روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم ممکن است کاهش سرعت هنگام رسیدن به مرز ضایعه بهمیزان کافی نبوده و منحنی به درون ضایعه کشیده شود. برای اطمینان از این که منحنی در نزدیکی مرز با سرعت کم حرکت میکند، تابع سرعت بهصورت زیر اصلاح می شود [۱].

$$F^*(x,y) = \begin{cases} aF(x,y) & I^{(t)}(x,y) = 255 \\ F(x,y) & I^{(t)}(x,y) = 0 \\ I^{(t)}(x,y) = 0 \end{cases}$$
(19)

Archive of SID - حساسیت رنگ است و یک جریمه برای سرعت پیکسل $a \in [0,1]$ هایی است که در زمان t بهعنوان ضایعه طبقهبندی شدهاند. a به صورت دستی تنظیم می شود. این موضوع سبب می شود روند قطعه-بندی برای متخصصان پوست قابل کنترل شود [۱].





۲-۸- توقف منحنی

در طول تکامل، میانگین روشنایی ناحیهی داخلی منحنی رو به کاهش خواهدبود، زیرا منحنی از ناحیهی پوست سالم که روشن تر است به سمت ضایعه که تیره تر است حرکت می کند. عکس همین نکته در مورد تصویر بافت صادق است، زیرا در تصویر بافت ناحیهی ضایعه از پوست سالم روشن تر است. براین اساس دو معیار $(L_{-}D^{(t)})$ فایعه از پوست سالم روشن تر است. براین اساس دو معیار [1] [۱] و $TI_{-}D^{(t)}$ که به تر تیب انحراف روشنایی و شدت بافت نواحی خارجی و داخلی منحنی در لحظه ی t هستند، به صورت زیر تعریف می شوند.

$$L_D^{(t)} = \left| \overline{L_{R_{NS}^{(t)}}} - \overline{L_{R_{Leston}^{(t)}}} \right| \tag{(7.)}$$

$$TI_{D}^{(t)} = \left| \overline{TI_{R_{NS}^{(t)}}} - \overline{TI_{R_{Leston}^{(t)}}} \right|$$
(71)

 $\overline{L_{R_{Leston}^{(t)}}}$ و $\overline{L_{R_{Leston}^{(t)}}}$ بهترتیب میانگین روشنایی پوست سالم و ضایعه هستند. $\overline{TI}_{R_{Leston}^{(t)}}$ و $\overline{TI}_{R_{NS}^{(t)}}$ بهترتیب میانگین شدت پوست سالم و ضایعه هستند. $\overline{TI}_{R_{NS}^{(t)}}$ و $\overline{TI}_{R_{NS}^{(t)}}$ و نصایعه در تصویر بافت هستند. درطول تکامل، معیار $L_{-}D^{(t)}$ روند ضایعه در تصویر بافت هستند. درطول تکامل، معیار درصورت نشت فزایشی و معیار $D^{(t)}$ و معیار اول کاهش و معیار دوم افزایش پیدا خواهدکرد. درصورت برقراری هر دو شرط، منحنی متوقف خواهدکرد. درصورت برقراری هر دو شرط، منحنی متوقف خواهدشد.

روندنمای جزئی الگوریتم پیشنهادی در شکل ۱۰ نمایش داده شده





شکل ۱۰ روندنمای جزئی الگوریتم پیشنهادی

۳- نتايج

۳–۱– یایگاه داده

روش پیشنهادی بر روی دو پایگاه ISIC2017 (شامل ۲۰۰۰ دادهی آموزش، ۶۰۰ دادهی آزمایش و ۱۵۰ دادهی اعتبارسنجی) [۱۵] و PH2 (شامل ۲۰۰ داده) [۱۶] آزمایش شد. نمونهای از تصاویر این دو پایگاه در شکل ۱۱ نمایش داده شده است.



شکل ۱۱ دو نمونه از تصاویر درموسکوپی به همراه تصویر دودویی مرجع. الف) یا یگاه دادهی ISIC2017 [۱۵]، ب) یا یگاه دادهی PH2 [۱۶]

۲-۳- پیادہسازی الگوریتم پیشنہادی

الف) الگوریتم پیشنهادی در نرمافزار متلب R2018a و رایانهای با مشخصات Intel Core i5 4210U CPU پیادہسازی شد.

ب) برای بررسی عملکرد الگوریتم، از تصاویر دو پایگاه دادهی ISIC2017 و PH2 استفاده شد. تصاویر دودویی موجود در دو پایگاه داده، بهعنوان تصویر دودویی مرجع مورد استفاده قرار گرفتند.

ج) مقدار پارامتر حساسیت رنگ a بهطور تجربی انتخاب شد. در آزمایش کلی برای هر دو پایگاه داده مقدار این پارامتر ۰/۶ درنظر گرفته شد. با تنظیم این پارامتر برای هر تصویر به صورت جداگانه، مى توان نتايج بهترى كسب كرد.

۳-۳- معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی نتایج قطعهبندی از معیارهای دقت، حساسیت، اختصاصى بودن^، Jaccard و Dice و انحراف نواحى استفاده مى-شود. تعریف و رابطهی این معیارها به شرح زیر است [۱، ۳، ۱۸]: دقت: درصد پیکسلهای پوست سالم و ضایعه که درست طبقهبندی شدهاند را نسبت به تمام پیکسلها بیان میکند.

حساسیت: درصد پیکسلهای ضایعه که درست طبقهبندی شدهاند را نسبت به تمام پیکسلهای ضایعه محاسبه میکند.

اختصاصی بودن: درصد پیکسلهای پوست سالم که درست طبقه-بندی شدهاند را نسبت به تمام پیکسلهای پوست سالم محاسبه مىكند.

شاخص تشابه Jaccard: میزان تشابه تصویر دودویی حاصل از قطعهبندی و تصویر دودویی مرجع را بررسی میکند. هرچه شاخص تشابه بیشتر باشد، شباهت دو مجموعه بیشتر است.

شاخص تشابه Dice: میزان هم پوشانی تصویر دودویی حاصل از قطعهبندی و تصویر دودویی مرجع را اندازه گیری می کند.

انحراف نواحی $D(I_0, I_1)$ این معیار بیانگر انحراف نواحی قطعه-بندی شده به عنوان ضایعه، در تصویر حاصل از قطعه بندی خودکار و تصوير دودويي مرجع است.

$$Accuracy (ACC) = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$
(YY)

$$Sensitivity (SE) = True Positive Rate (TPR) = \frac{TP}{TP + FN}$$
(YY)

A

شکل ۱۲: نتایج قطعهبندی با روش مقالهی [۱] و الگوریتم پیشنهادی، برای پنج تصویر از دو پایگاه ISIC2017 و PH2 (برای هر تصویر، ردیف اول نتایج حاصل از روش مقالهی [۱] و ردیف دوم نتایج الگوریتم پیشنهادی است). الف) منحنی اولیه، ب) وضعیت نهایی منحنی تکاملی، پیشنهادی است). الف منحنی اولیه، ب) وضعیت نهایی منحنی تکاملی، پیشنهادی است). الف منحنی مرجع به ترتیب با رنگهای آبی و از قطعهبندی و تصویر دودویی مرجع به ترتیب با رنگهای آبی و

جدول ۲: مقایسهی نتایج قطعهبندی با روش مقالهی [۱] و الگوریتم پیشنهادی، برای دادههای آزمایش و اعتبارسنجی از پایگاه ISIC2017 و تصاویر پایگاه PH2

$\mu(D(I_0,I_1)$	JA)%(DI)%(SP)%(SE)%(ACC)%(روش	پایگاه داده
18/95	٩٢/٨٧	۹۲/۳۵	۹۷/۲۵	۹۳/۳۶	98/17	[1]	DU 12
٩/٨٣	96/77	98/90	99/80	97/88	97/97	روش پیشنهادی	PH2
18/88	٨٩/٣٨	۸۷/۶۲	۸۴/۳۱	٨۶/٢٨	Χ٩/۸γ	[١]	ISIC201 7
٩/٨۶	<u>۹۰/۹۶</u>	<u> </u>	۹۸/۵۳	٩٠/١١	94/78	روش پیشنهادی	دادەھاى آزمايش
٩/٣٢	۲۵/۵۲	۹٠/۱۷	۹۳/۳۲	٩٠/٣٠	٩٢/۴٧	[1]	ISIC201 7
<u> </u>	<u> VA/94</u>	9+/70	97/85	97/89	٩٧/٣٠	روش پیشنهادی	دادەھاى اعتبارسنجى

$$Specificity (SP) = \frac{TN}{FP + TN}$$
(۲۴)

$$Jaccard (JA) = \frac{TP}{TP + FN + FP}$$
(Y Δ)

$$Dice (DI) = \frac{2 * TP}{2 * TP + FN + FP}$$
(Y9)

$$D(I_0, I_1) = \frac{Area(I_0 \oplus I_1)}{Area(I_0)}$$
(YY)

FN (مثبت صحیح)، TN (منفی صحیح)، FP (مثبت غلط) و FN (مثبت غلط) و (مثبت غلط)، I_1 (منفی غلط)، I_0 تصویر دودویی مرجع و I_1 تصویر دودویی حاصل از قطعهبندی، \oplus نماد Pare (...)

۳-۴- مقایسهی الگوریتم پیشنهادی با نتایج مقالهی [۱]

در شکل ۱۲، نتایج قطعهبندی با روش مقالهی [۱] و الگوریتم پیشنهادی برای پنج تصویر درموسکوپی نمایش داده شده است. مقایسه کمی نتایج قطعهبندی برای این تصاویر در جدول ۱ دیده میشود. با توجه به شکل ۱۲، انحراف تصاویر دودویی حاصل از الگوریتم پیشنهادی نسبت به تصاویر دودویی مرجع، کمتر است. نتایج جدول ۱ نیز نشان میدهد، الگوریتم پیشنهادی برای این تصاویر بهتر عمل کرده است. در ادامه برای مقایسه کلی این دو روش، از دو پایگاه ISIC2017 و PH2 استفاده شد. نتایج حاصل از این دو روش، در جدول ۲ دیده میشود.

جدول ۱: مقایسهی نتایج قطعهبندی با روش مقالهی [۱] و الگوریتم پیشنهادی، برای تصاویر نمایش داده شده در شکل ۱۲

D(I ₀ , I ₁))%(JA)%(DI)%(SP)%(SE)%(ACC)%(روش	تصوير	پایگاہ دادہ
·/\·	٨٩/۴٩	94/40	٩٧/٩٩	۸٩/۵٣	٩۴/٨٩	[\]		ISIC2017
<u>•/•۲</u>	<u>97/86</u>	٩٨/٧۵	<u>٩٩/٩۵</u>	<u>٩٩/٧+</u>	<u>٩٨/٧٨</u>	روش پیشنهادی		(دادەھای آموزش)
٠/٠٩	۹۱/۳۸	۹۵/۵۰	٩٧/١٩	۹۷/۹۵	۹۷/۸۴	[1]		
<u>•/•٣</u>	<u>۹۷/۰۲</u>	<u>٩٨/۴٩</u>	<u>99/11</u>	<u> ۹۹/۹۰</u>	<u>99/79</u>	روش پیشنهادی	T	2012
•/١•	٨٩/٣٠	۹۴/۳۵	94/49	۸۹/۳۰	98/94	[\]	3	PHZ
<u>•/•۶</u>	<u>96/16</u>	<u>٩۶/٩٨</u>	٩٨/۵۴	99/11	٩٨/٨٠	روش پیشنهادی	٣	
·/\\	۸۹/۵۰	94/48	٩٨/٨٩	۱۰۰	٩٨/٩٨	[\]	¢	
•/•۵	44/14	<u>۹۷/۳۸</u>	99/49	<u>۱۰۰</u>	99/68	روش پیشنهادی	F	ISIC2017
•/19	۶۵/۹۴	97/44	λλ/Υ۱	٩٩	98/88	[\]		آزمایش)
•/•۴	<u>۹۵/۵۵</u>	97/77	٩۶/٨٠	<u> ۹۹/۹۷</u>	٩٨/١٠	روش پیشنهادی		

برای مقایسه ی بهتر الگوریتم پیشنهادی و مقاله ی [۱]، منحنی ROC در شکل ۱۳ نمایش داده شده است. این منحنی نمایشی از میزان حساسیت در مقابل نرخ مثبت اشتباه است. سطح زیر منحنی ROC (AUC) عددی است بین ۰ و ۱ که کارایی سامانه را ارزیابی می کند. برای پیشبینی تصادفی مقدار AUC برابر با ۵/۰ و برای پیشبینی عالی این مقدار برابر با یک است. مقدار AUC برای منحنی الگوریتم پیشنهادی به مدل کامل نزدیکتر است. بنابراین منحنی ROC برتری الگوریتم پیشنهادی را نشان می دهد.



شکل ۱۳: منحنی ROC برای مقایسهی الگوریتم پیشنهادی و روش مقالهی [۱]. الف) پایگاه PH2 (مقدار AUC برای الگوریتم پیشنهادی و روش مقالهی [۱] به ترتیب ۸۹۸ و ۱۹/۳۰)، ب) دادههای آزمایش پایگاه ISIC2017 (مقدار AUC برای الگوریتم پیشنهادی و روش مقالهی [۱] به ترتیب ۹۳۲ و ۸۵/۸)

-۵-۳ مقایسهی الگوریتم پیشنهادی با پژوهشهای اخیر

برای بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی، نتایج حاصل با نتایج پژوهشهای اخیر مقایسه شد. مقایسهی نتایج برای پایگاه PH2، دادههای اعتبارسنجی و آزمایش پایگاه ISIC2017 به ترتیب در جدولهای ۳، ۴ و ۵ دیده می شود. مقایسههای انجامشده بر روی هر دو پایگاه داده برتری الگوریتم پیشنهادی را نشان می دهد.

جدول ۳: مقایسهی الگوریتم پیشنهادی با پژوهشهای اخیر برای پایگاه PH2

JA)%(DI)%(SP)%(SE)%(ACC)%(سال انتشار	مرجع
٨٣/٩٩	۹ • /۶۶	۹۳/۹۸	٩۴/٨٩	94/74	(7 • 17)	[7]
۹۲/۳۰	90/11	۹۸/۹۰	۹۷/۲۰	۹۷/۹۰	(۲۰۱۸)	[٣]
-	-	۹٩/٣٠	۹۳/۱۰	۹۷/۶۰	(۲۰۱۸)	[۴]
90/88	۹۳/۹۵	99/40	٩٧/٨٣	97/97	پیشنهادی	روش

مسر	معرقي	ن بر در	دو روس	ادی با	هسي	ريىم پ	، الكور	فايسهو	.0.1	ول
	ISIC	2017	دادهم	ىاىگاە	ص اذ	بار سنع	ی اعت	دادەھا	د ای	,

JA)%(DI)%(SP)%(SE)%(ACC)%(سال انتشار	مرجع
۷۹/۳۰	٨۶/٨٠	٩۶/٩٠	٨٨	۹۵/۱۰	(7.17)	[۵]
<u> 19/41</u>	٨٧	٩٧/۴۰	٨۶/٩٠	۹۵/۲۰	(7.17)	[٧]
78/84	9+/88	98/88	97/89	97/20	روش پیشنهادی	

جدول ۵: مقایسهی الگوریتم پیشنهادی با چهار روش برتر معرفیشده برای دادههای آزمایش از پایگاه دادهی ISIC2017

JA (%)	DI (%)	SP (%)	SE (%)	ACC (%)	سال انتشار	مرجع
۷۵/۴۰	۸۳/۹۰	٩٧	۸۱/۲۰	۹۳/۱۰	(7.17)	[۵]
٧۶	٨۴/۴۰	۹۸/۵۰	×٠/٢٠	۹۳/۴۰	(7.17)	[γ]
٧۶/٢٠	٨۴/٧٠	۹۷/۸۰	٨٢	۹٣/۲ •	(7.17)	[٨]
۷۶/۵۰	٨۴/٩٠	۹۷/۵۰	۸۲/۵۰	۹۳/۴۰	(7 • 17)	[٩]
9+/98	۸٩/۵۵	91/08	٩٠/١١	94/71	روش پیشنهادی	

۴- جمعبندی

در این مقاله یک سامانه یکاملاً خودکار برای قطعهبندی تصاویر ضایعات پوستی معرفی شد. در این سامانه منحنی اولیه به صورت خودکار تعریف می شود و در نتیجه سرعت اجرای الگوریتم بیش تر شده و نیازی به دخالت کاربر نیست. تابع سرعت با استفاده از اطلاعات آماری روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم تعریف شد. برای افزایش دقت قطعهبندی، تابع سرعت در طول تکامل با استفاده از اطلاعات آماری از کانال های رنگی یکنواخت و تصویر بافت به-روزرسانی می شود.

الگوریتم پیشنهادی بر روی دو پایگاه ISIC2017 و PH2 آزمایش شد و نتایج بهدست آمده با پژوهش های اخیر مقایسه شد. الگوریتم پیشنهادی، بالاترین میزان دقت (۹۷/۹۲/ برای پایگاه دادهی PH2 و ۹۴/۷۸٪ برای دادههای آزمایش پایگاه دادهی ISIC2017/ برای داده-حساسیت (۹۷/۸۳٪ برای پایگاه دادهی PH2 و ۹۰/۱۰۱٪ برای داده-های آزمایش پایگاه دادهی ISIC2017) و اختصاصی بودن (۹۹/۴۵٪ برای پایگاه دادهی PH2 و ۹۵/۹۸٪ برای دادههای آزمایش پایگاه دادهی ISIC2017) را برای تصاویر هر دو پایگاه داده کسب کرد.

۵- مراجع

- [1] Z. Ma and J. M. R. Tavares, "A novel approach to segment skin lesions in dermoscopic images based on a deformable model," *IEEE journal of biomedical and health informatics,* vol. 20, pp. 615-623, 2016.
- [2] L. Bi, J. Kim, E. Ahn, A. Kumar, M. Fulham, and D. Feng, "Dermoscopic image segmentation via multi-stage FCN," *IEEE Trans. Biomed. Eng*, vol. 64, pp. 2065-2074, 2017.

- *rchive of SID* [12] M. Dash, N. D. Londhe, S. Ghosh, A. Semwal, and R. S. Sonawane, "PsLSNet: Automated psoriasis skin lesion segmentation using modified U-Net-based fully convolutional network," Biomedical Signal Processing and Control, vol. 52, pp. 226-237, 2019.
- [13] P. Tang, Q. Liang, X. Yan, S. Xiang, W. Sun, D. Zhang, et al., "Efficient Skin Lesion Segmentation Using Separable-Unet with Stochastic Weight Averaging," Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2019.
- [14]F. F. X. Vasconcelos, A. G. Medeiros, S. A. Peixoto, and P. P. Rebouças Filho, "Automatic skin lesions segmentation based on a new morphological approach via geodesic active contour," Cognitive Systems Research, vol. 55, pp. 44-59, 2019.
- Gutman D, Codella N, Celebi ME, Helba B, [15] Marchetti MA, Dusza S, Kalloo A, Liopyris K, Mishra N, Kittler H, Halpern A. (2017). "Skin Lesion Analysis Toward Melanoma Detection: A Challenge at the 2017 International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), Hosted by the International Skin Imaging Collaboration (ISIC),"
- T. Mendonça, P. M. Ferreira, J. S. Marques, A. R. [16] Marcal, and J. Rozeira, "PH2 - A dermoscopic image database for research and benchmarking," in Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE, 2013, pp. 5437-5440.
- [17] M. Tuceryan and A. K. Jain, "Texture analysis," in Handbook of pattern recognition and computer vision, ed: World Scientific, 1993, pp. 235-276.
- Y. Mamatha and A. Ananth, "Performance of [18] texture based filters for the extraction of features from the satellite imageries using confusion matrix and artificial neural networks," 4th International Conference on Computer Engineering and Technology (ICCET 2012).

- M. Jahanifar, N. Z. Tajeddin, B. M. Asl, and A. [3] "Supervised Saliency Map Driven Goova. Segmentation of Lesions in Dermoscopic Images," IEEE journal of biomedical and health informatics, 2018.
- A. Munir, S. Soomro, C. H. Lee, and K. N. Choi, [4] "Adaptive active contours based on variable kernel initialisation," with constant IET Image Processing, 2018.
- A. Menegola, J. Tavares, M .Fornaciali, L. T. Li, [5] S. Avila, and E. Valle, "RECOD titans at ISIC 2017," arXiv preprint arXiv:1703.04819, 2017.
- [6] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," in International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention, 2015, pp. 234-241.
- L. Bi, J. Kim, E. Ahn, and D. Feng, "Automatic [7] skin lesion analysis using large-scale dermoscopy images and deep residual networks," arXiv preprint arXiv:1703.04197, 2017.
- M. Berseth, "ISIC 2017-skin lesion analysis [8] towards melanoma detection," arXiv preprint arXiv:1703.00523, 2017.
- Y. Yuan, "Automatic skin lesion segmentation [9] fully convolutional-deconvolutional with networks," arXiv preprint arXiv:1703.05165, 2017.
- [10] M. A. Al-Masni, M. A. Al-antari, M.-T. Choi, S.-M. Han, and T.-S. Kim, "Skin lesion segmentation in dermoscopy images via deep full resolution convolutional networks," Computer methods and programs in biomedicine, vol. 162, pp. 221-231, 2018.
- [11] P. Tschandl, C. Sinz, and H. Kittler, "Domain-specific classification-pretrained fully convolutional for skin network encoders lesion segmentation," Computers in biology and medicine, vol. 104, pp. 111-116, 2019.

پاورقىھا:

- ³ Convolutional-Deconvolutional Neural Networks (CDNN)
- ⁴ Morphological Closing
- ⁵ Otsu

⁶ Accuracy

- ⁸ Specificity
- 9 Exclusive-OR (XOR)

¹ Fully Convolutional Networks (FCN)

² Discriminative Regional Feature Integration (DRFI)

⁷ Sensitivity