

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.

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

شیمای جباری^۱، یاسر بالغی^{۲*}

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران.

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران.

^۱sh.j618@yahoo.com, ^{۲*}y.baleghi@nit.ac.ir

* نشانی نویسنده مسئول: یاسر بالغی، بابل، خیابان شریعتی، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، کد پستی: ۷۱۱۶۷-۴۷۱۴۸

چکیده- سرطان پوست سالانه جان میلیون‌ها نفر را در سرا سر جهان به خطر می‌اندازد. از آن‌جا که تشخیص زودهنگام این بیماری می‌تواند کمک شایانی به درمان بیمار کند، سامانه‌های تشخیص به کمک رایانه در حال توسعه هستند تا متخصصان پوست را در این زمینه یاری دهند. قطعه‌بندی، اولین و مهم‌ترین گام در سامانه‌های تشخیص خودکار است. در این مقاله، یک روش جدید براساس کانتورهای فعال هندسی معرفی می‌شود که با استفاده از ترکیب اطلاعات بافت و رنگ قسمت ضایعه را از پوست سالم جدا می‌کند. 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 درموسکوپي هستند، استفاده شد. مقایسه‌ی نتایج با پژوهش‌های اخیر نشان می‌دهد، الگوریتم پیشنهادی بالاترین میزان دقت (۹۷/۹۲٪ برای پایگاه داده‌ی PH2 و ۹۴/۷۸٪ برای داده‌های آزمایش پایگاه داده‌ی ISIC2017)، حساسیت (۹۷/۸۳٪ برای پایگاه داده‌ی PH2 و ۹۰/۱۱٪ برای داده‌های آزمایش پایگاه داده‌ی ISIC2017) و اختصاصی بودن (۹۹/۴۵٪ برای پایگاه داده‌ی PH2 و ۹۸/۵۳٪ برای داده‌های آزمایش پایگاه داده‌ی ISIC2017) را برای هر دو پایگاه داده کسب کرد.

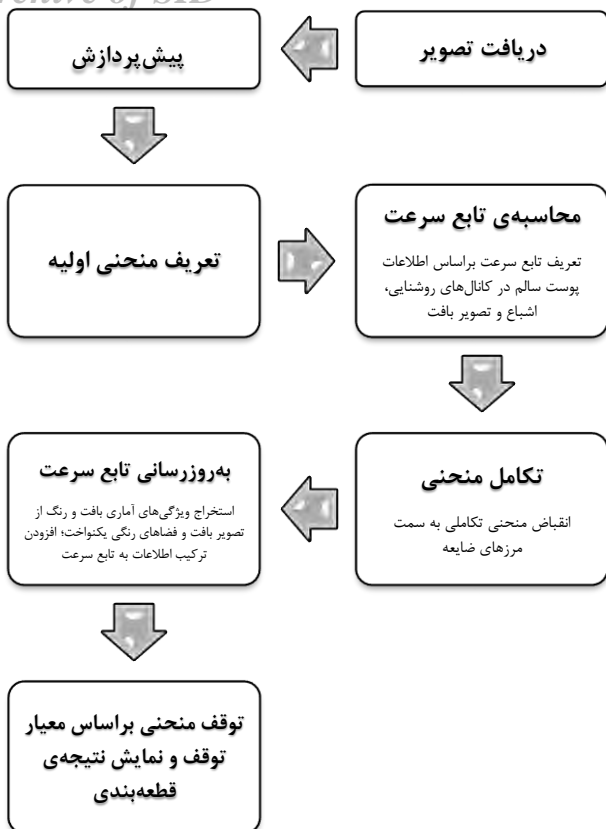
واژه‌های کلیدی: اطلاعات بافت و رنگ، تصاویر درموسکوپي، ضایعات پوستی، قطعه‌بندی، کانتورهای فعال هندسی، ویژگی‌های بافت ادغام‌شده

۱- مقدمه

تشخیص سامانه، تأثیر مستقیم دارد [۱].

در مقاله‌ی [۱]، یک روش جدید برای قطعه‌بندی تصاویر درموسکوپي براساس کانتورهای فعال هندسی معرفی شده است که برای تعریف تابع سرعت از اطلاعات آماری پوست سالم در کانال‌های روشنایی و اشباع استفاده می‌کند. سپس تابع سرعت با استفاده از اطلاعات رنگ پوست سالم و ضایعه در فضاهای رنگ $CIE L^*a^*b^*$ و $CIE L^*u^*v^*$ ، به‌روزرسانی می‌شود. 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^۱ معرفی شده که شامل بهبودهای کلیدی متعدد است. در مقاله‌ی [۳]، یک روش قطعه‌بندی نظارت‌شده برای تصاویر

ملانوما کشنده‌ترین نوع سرطان پوست است که در مراحل اولیه ظاهری شبیه به ضایعات خوش‌خیم دارد. مطالعات نشان می‌دهد، تشخیص بالینی ملانوما از دقت پایینی برخوردار است. در مقابل سامانه‌های تشخیص به‌کمک رایانه، توانایی چشم‌گیری برای تشخیص زودهنگام ملانوما دارند. سامانه‌های تشخیص به‌کمک رایانه سه گام اصلی دارند: (۱) قطعه‌بندی، (۲) استخراج ویژگی، (۳) طبقه‌بندی. قطعه‌بندی اولین و مهم‌ترین گام است، زیرا بسیاری از ویژگی‌های مورد نیاز برای تشخیص از جمله تقارن و بی‌نظمی مرزی از مرز ضایعه استخراج می‌شوند؛ بنابراین دقت قطعه‌بندی بر صحت



شکل ۱ روندنمای کلی الگوریتم پیشنهادی برای قطعه‌بندی ضایعات پوستی

۱-۲- پیش پردازش

در این مرحله برای کاهش حجم محاسبات و افزایش سرعت تصاویر ضایعات $\frac{1}{4}$ برابر شدند (هدف از نصف کردن تصاویر قابل مقایسه شدن روش پیشنهادی با سایر مقالات اخیر [۱، ۳] بوده است). سپس برای هموارسازی تصاویر، فیلتر میانه‌ی ۲ بُعدی به سه مؤلفه‌ی R، G و B به صورت جداگانه اعمال شد. سپس برای حذف یا کاهش اثر موهای زائد، از عملیات ریخت‌شناسی بستن^۴ و عنصر ساختاری خط استفاده شد. عنصر ساختاری یک ماتریس است که با اندازه و شکلی مشخص تعریف می‌شود تا اشیاء مورد نظر را در تصویر ورودی پیدا کند. عملگر بستن باعث می‌شود تا حفره‌های 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 به صورت تجربی انتخاب شده است) استفاده شد. پیکسل‌های مو شناسایی و با مقادیر پیکسل‌های همسایه جایگزین شدند. نتیجه‌ی عملیات حذف مو برای یک تصویر درموسکوپی در شکل ۲ دیده می‌شود.

درموسکوپی براساس یک پارچگی ویژگی‌های منطقه‌ای پیشنهاد شده که بهبود یافته‌ی روش DRFI^۲ است. در مقاله‌ی [۴]، یک روش جدید مبتنی بر کانتورهای فعال هندسی با استفاده از معادله‌ی تفاضلی با مشتقات جزئی معرفی شده که روشی براساس ناحیه است و از اطلاعات تصویر به صورت محلی و سراسری استفاده می‌کند. مقاله‌ی [۵]، از روش U-NET [۶] برای قطعه‌بندی تصاویر استفاده کرده است. در مقاله‌ی [۷]، یک روش براساس FCN برای قطعه‌بندی تصاویر ضایعات پوستی معرفی می‌شود. در مقاله‌ی [۸]، یک روش مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی معرفی شده که برای تخمین احتمال هر پیکسل از تصویر، از روش U-NET استفاده می‌کند. 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 الگوریتم پیشنهادی شامل پیش‌پردازش، تعریف خودکار 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، مقایسه می‌شود. بخش چهارم شامل جمع‌بندی مراحل الگوریتم پیشنهادی و دست‌آوردهای مقاله است.

۲- الگوریتم پیشنهادی

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

Archive of SID

$$\varnothing(x, y, 0) = \begin{cases} d(x, y) & \text{اگر پیکسل درون منحنی } C \text{ است} \\ -d(x, y) & \text{در غیر این صورت} \end{cases} \quad (1)$$

$\varnothing(x, y, 0)$ تابع مجموعه سطح در لحظه صفر، C منحنی اولیه و $d(x, y)$ فاصله اقلیدسی پیکسل (x, y) از منحنی C است. نواحی داخلی و خارجی منحنی تکاملی در زمان t به ترتیب از رابطه‌های (۲) و (۳) محاسبه می‌شوند [۱].

$$R_I = \{(x, y) \mid \varnothing(x, y, t) > 0\} \quad (2)$$

$$R_E = \{(x, y) \mid \varnothing(x, y, t) \leq 0\} \quad (3)$$

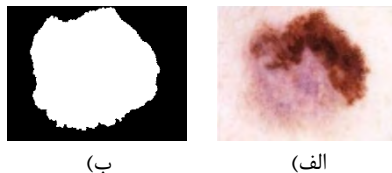
۲-۳- تابع سرعت

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

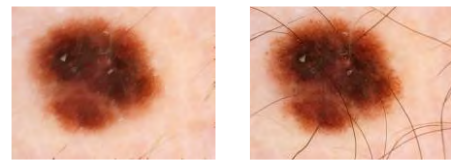
$$F(x, y) = P_L(x, y) * P_S(x, y) * (1 + k) \quad (4)$$

P_S و P_L به ترتیب توابع توزیع روشنایی و اشباع پوست سالم هستند. $k = \nabla \left(\frac{\nabla \varnothing}{|\nabla \varnothing|} \right)$ انحنا منحنی است که به عنوان نیروی داخلی برای تنظیم خصوصیات هندسی منحنی تکاملی به کار می‌رود. * 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. همان‌گونه که می‌بینید پیکسل‌های پوست سالم و ضایعه به صورت خطی جدایی‌پذیر نیستند.



شکل ۴ یک تصویر درموسکوپی از پایگاه داده‌ی ISIC2017، به همراه تصویر دودویی مرجع. (الف) تصویر اصلی، (ب) تصویر دودویی مرجع



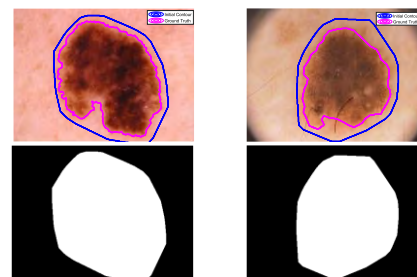
(الف) (ب)

شکل ۲ عملیات حذف مو. (الف) تصویر اصلی از پایگاه داده‌ی ISIC2017 (ب) تصویر پس از عملیات حذف مو [۱۵]

۲-۲- تعریف منحنی اولیه

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، تصاویر با قاب سیاه و تصاویر بدون قاب سیاه. سپس روش اتسو به تصاویر RGB اعمال شد و یک تصویر دودویی به دست آمد. روش اتسو یک روش خودکار برای آستانه‌گذاری است که با توجه به هیستوگرام تصویر یک مقدار آستانه را انتخاب و تصویر ورودی را به یک تصویر دودویی تبدیل می‌کند. این آستانه به نحوی انتخاب می‌شود که واریانس بین کلاسی حداقل شود.

در ادامه برای تصاویری که در دسته 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 به صورت تجربی انتخاب شده است) منبسط شدند. برای اطمینان از این که تصویر دودویی حاصل، تمام ضایعه را خواهد پوشاند، پوش محدب تصویر دودویی محاسبه شد. منحنی اولیه به دست آمده برای دو نمونه تصویر درموسکوپی، در شکل ۳ نمایش داده شده است.



(الف) (ب)

شکل ۳ تصاویر دودویی و منحنی اولیه‌ی به دست 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 [۱۵]

پس از تعریف منحنی اولیه به صورت خودکار، تابع مجموعه سطح اولیه با استفاده از رابطه‌ی (۱) به دست می‌آید [۱].

Archive of SID

همسایگی اطراف یک پیکسل، یک مقدار کوچک است. در یک همسایگی 3×3 ، اگر X بردار پیکسل‌های همسایگی باشد، محدوده تغییرات محلی از رابطه‌ی (۶) محاسبه می‌شود [۱۸].

$$Range = \max(X) - \min(X) \quad (۶)$$

• فیلتر انحراف معیار محلی

این فیلتر نیز، برای پیدا کردن لبه‌ها و تشخیص نرمی یا زبری بافت استفاده می‌شود. در نواحی با بافت نرم، انحراف معیار محلی یک مقدار کوچک است. در یک همسایگی 3×3 ، اگر مقدار هر پیکسل، \bar{x} میانگین پیکسل‌ها و N تعداد پیکسل‌ها باشد، انحراف معیار محلی از رابطه‌ی (۷) محاسبه می‌شود [۱۸].

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N - 1}} \quad (۷)$$

• فیلتر گابور

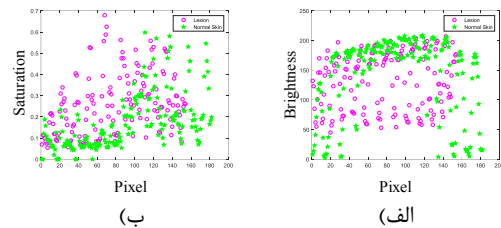
این فیلتر برای تحلیل تصاویر بافت حاوی فرکانس یا جهت‌گیری‌های خاص به کار می‌رود. با استفاده از این فیلتر می‌توان، ویژگی‌های جهت‌دار تصویر را استخراج کرد. اگر طول موج و جهت‌گیری را به صورت بردار تعریف کنیم، روش گابور یک بانک فیلتر ایجاد می‌کند که شامل تمام ترکیب‌های منحصر به فرد طول موج و جهت‌گیری است. سپس، فیلترهای تعریف‌شده به‌طور هم‌زمان به تصویر ورودی اعمال می‌شوند. هر پیکسل، یک پاسخ به هر فیلتر خواهد داشت. تابع دو بُعدی گابور (در حوزه‌ی مکان) از رابطه‌ی (۸) محاسبه می‌شود [۱۷].

$$f(x, y) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left[\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right]\right) \cos(2\pi u_0 x) \quad (۸)$$

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 می‌کند. این ماتریس شامل $G \times G$ درایه است. تعداد سطوح خاکستری (G)، به‌عنوان یک عدد صحیح مشخص می‌شود. درایه‌ی (i, j) در ماتریس هم‌رخدادی برابر است با تعداد دفعاتی که دو سطح خاکستری با مقادیر i و j به فاصله‌ای مشخص از هم قرار گرفته‌اند. از جمله معیارهای آماری که از این ماتریس قابل محاسبه هستند می‌توان به انرژی، کنتراست، همگنی و هم‌بستگی اشاره کرد که



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 پیکسل‌های 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 ضایعه دارد.

۲-۴- استخراج ویژگی‌های بافت پیشنهادی

آنالیز بافت تلاش می‌کند تا ویژگی‌های شهودی را که با اصطلاحات زبری، نرمی، همواری و ... توصیف شده است، به‌صورت کمی 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 می‌شود.

فیلترهای آن‌تروپی، انحراف معیار و محدوده تغییرات محلی به‌صورت مشابه عمل می‌کنند. این فیلترها در اطراف هر پیکسل از تصویر ورودی یک همسایگی در نظر گرفته و مقادیر آماری را در آن ناحیه محاسبه و به‌عنوان ارزش همان پیکسل در تصویر خروجی ثبت می‌کنند [۱۸].

• فیلتر آن‌تروپی محلی

آن‌تروپی، میزان بی‌نظمی بافت را نشان می‌دهد. آن‌تروپی زیاد نشان‌دهنده‌ی بافت ناهمگن است. در یک همسایگی 9×9 ، اگر L بیشینه‌ی سطوح خاکستری و $P(g)$ احتمال رخداد سطح خاکستری g در نمودار هیستوگرام نرمال‌شده تعریف شود، آن‌تروپی محلی از رابطه‌ی (۵) به‌دست می‌آید [۱۸].

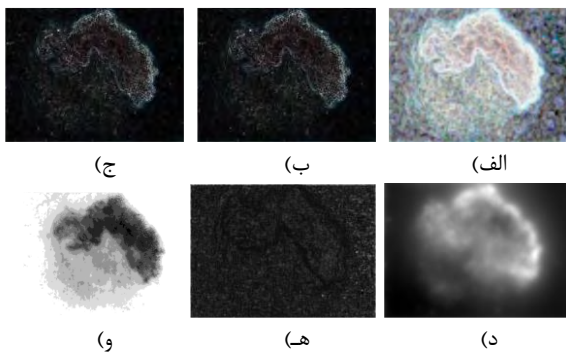
$$H = -\sum_{g=0}^{L-1} P(g) \log_2(P(g)) \quad (۵)$$

• فیلتر محدوده تغییرات محلی

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

تصاویر در فضای RGB در نظر گرفته شدند. بنابراین عملیات پنجره-گذاری و محاسبه‌ی ماتریس هم‌رخدادی، برای هر یک از مؤلفه‌های R, G و B به صورت جداگانه انجام شد. برای این هدف، در اطراف هر پیکسل از تصویر ورودی یک پنجره با ابعاد ۷×۷ در نظر گرفته شد. برای محاسبه‌ی ماتریس هم‌رخدادی در هر پنجره، جهت‌های ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه و فاصله‌ی یک پیکسل در نظر گرفته شد. تعداد سطوح خاکستری ۸ در نظر گرفته شد و ماتریس هم‌رخدادی به صورت متقارن محاسبه شد. سپس معیارهای آماری انرژی، کنتراست، همگنی و هم‌بستگی برای هر پنجره محاسبه و یک بردار ویژگی ۴۸ بُعدی 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 ترتیب فیلترهای آنتروپی، انحراف معیار و محدوده تغییرات محلی، د) و ه) به ترتیب فیلتر گابور و روش ماتریس هم‌رخدادی، و) تصویر مقیاس‌بندی شده

همان‌گونه که در شکل ۶ می‌بینید، 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 مقیاس‌بندی شده در ایجاد تمایز موفق عمل کرده است؛ بنابراین از فیلترهای محلی، فیلتر گابور و تصویر مقیاس‌بندی شده به عنوان ویژگی بافت استفاده شد.

۲-۴-۲- ویژگی‌های بافت ادغام شده

از آن جاکه 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 تقسیم‌بندی 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 آفکنش داده‌ها بیش‌ترین واریانس را داشته‌باشد. مزیت این کار این است که در

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

$$Energy = \sum_i \sum_j P_d^2(i, j) \quad (9)$$

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P_d(i, j) \quad (10)$$

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

$$Correlation = \frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_x)(j - \mu_y) P_d(i, j)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (12)$$

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

برای محاسبه‌ی ماتریس هم‌رخدادی، تصویر ورودی مقیاس‌بندی می‌شود. به این معنی که، مقادیر شدت آن به سطوح خاکستری خاصی نگاشته می‌شوند. محدوده‌ای که برای مقیاس‌بندی استفاده می‌شود به صورت بردار $[low, high]$ تعریف می‌شود. اگر G تعداد سطوح خاکستری باشد، محدوده‌ی $[low, high]$ به G قسمت مساوی تقسیم می‌شود و مقادیر هر قسمت به یک سطح خاکستری مشابه نگاشته می‌شوند. برای نمونه، مقادیر کوچک‌تر یا مساوی low به عدد یک و مقادیر بزرگ‌تر یا مساوی $high$ به عدد G نگاشته می‌شوند [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 ۱۳۵ درجه و طول موج‌های ۲/۸۲، ۵/۶۵، ۱۱/۳۱، ۲۲/۶۲، ۴۵/۲۵ 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 می‌کند تا گروه‌هایی که به صورت فضایی نزدیک‌تر هستند مشخص شوند. بنابراین، ۲۴ ویژگی گابور و ۲ ویژگی فضایی برای هر پیکسل از تصویر ورودی خواهیم داشت. در ادامه بانک فیلتر به تصاویر سطح خاکستری اعمال شد. در نتیجه، به ازای هر تصویر ورودی، یک بردار ویژگی ۲۶ بُعدی برای هر پیکسل حاصل شد.

برای استخراج ویژگی‌های بافت مبتنی بر ماتریس هم‌رخدادی،

۲-۵- محاسبه‌ی تابع سرعت

تابع سرعت معرفی شده در مقاله‌ی [۱] به منظور استفاده از اطلاعات آماری بافت پوست سالم به صورت زیر اصلاح می‌شود.

$$F(x, y) = P_T(x, y) * P_L(x, y) * P_S(x, y) * (1 + k) \quad (۱۴)$$

در این رابطه P_T تابع توزیع بافت پوست سالم است.

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

$$P_L(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_L} \exp\left(-\frac{(L(x, y) - \mu_L)^2}{2\sigma_L^2}\right) \quad (۱۵)$$

$$P_S(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_S} \exp\left(-\frac{(S(x, y) - \mu_S)^2}{2\sigma_S^2}\right) \quad (۱۶)$$

$$P_T(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_T} \exp\left(-\frac{(T(x, y) - \mu_T)^2}{2\sigma_T^2}\right) \quad (۱۷)$$

L روشنایی، S اشباع، T تصویر بافت، P_L ، P_S و P_T به ترتیب تابع توزیع روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم، μ_L و μ_S و μ_T به ترتیب میانگین روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم، σ_L و σ_S و σ_T به ترتیب انحراف معیار روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم هستند. (x, y) مختصات پیکسل مورد نظر در کانال‌های روشنایی، اشباع و تصویر بافت است.

برای محاسبه‌ی 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 به عنوان پوست سالم تعریف و مقادیر آماری در آن ناحیه به صورت تقریبی محاسبه می‌شوند. این ناحیه از اشتراک یک نوار باریک به اندازه‌ی ۵۰ پیکسل در همسایگی بیرونی منحنی اولیه $(-50 < \phi(x, y, 0) < 0)$ و ناحیه‌ی پوست سالم در تصویر دودویی کانال روشنایی و تصویر بافت، به دست می‌آید. از آن جا که ضایعه کاملاً درون منحنی اولیه قرار دارد، این ناحیه می‌تواند تقریبی از توزیع آماری روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم را ارائه دهد. این مقادیر آماری همراه با تکامل منحنی به روزرسانی می‌شوند.

۲-۶- تکامل منحنی

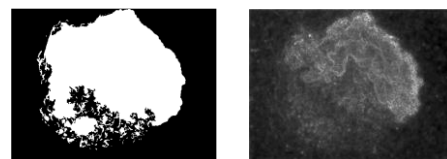
پس از محاسبه‌ی تابع سرعت، منحنی شروع به حرکت می‌کند و به سمت مرزهای ضایعه منقبض می‌شود. تکامل منحنی برای کانتور فعال هندسی، براساس رابطه‌ی (۱۸) است [۱].

فضایی با بُعد پایین محاسبات ساده تر 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 بزرگ‌ترین مقدار ویژه قرار می‌گیرند. اولین بردار ویژه‌ی متناظر با بزرگ‌ترین مقدار ویژه، اولین مؤلفه‌ی اصلی است.

پنج بردار ویژه‌ی به صورت رابطه‌ی (۱۳) ادغام شدند. بردار نهایی ویژه‌ی‌های بافت، برای هر پیکسل از تصویر ورودی، ۳۶ بُعدی خواهد بود.

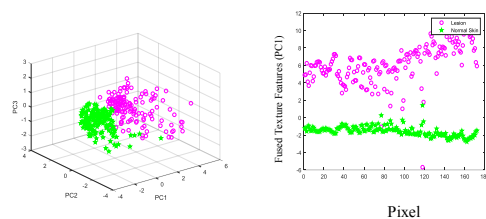
$$TF_{Fused}^{36D} = PCA(TF_{LEF}^{3D}) \cup PCA(TF_{LSTDF}^{3D}) \cup PCA(TF_{LRF}^{3D}) \cup PCA(TF_{Gabor}^{26D}) \cup PCA(TF_{SI}^{1D}) \quad (۱۳)$$

سپس برای انتخاب بهترین ویژگی‌های متمایزکننده، از روش PCA استفاده و اولین مؤلفه‌ی اصلی انتخاب شد. نتیجه‌ی نهایی، یک تصویر بافت است که می‌تواند به طور 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 اصلی ویژه‌ی‌های بافت ادغام شده است.



(الف) (ب)

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



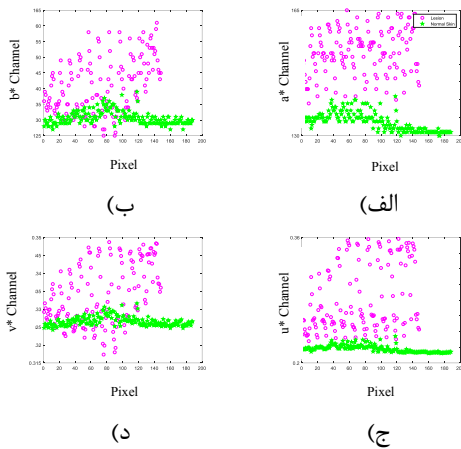
(الف) (ب)

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

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

Archive of SID

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



شکل ۹ نمودار پراکندگی پیکسل های پوست سالم و ضایعه در کانال های رنگ از فضاهای CIE $L^*a^*b^*$ و CIE $L^*u^*v^*$. برای شکل ۴. الف) کانال a^* ، ب) کانال b^* ، ج) کانال u^* ، د) کانال v^*

۸-۲- توقف منحنی

در طول تکامل، میانگین روشنایی ناحیه داخلی منحنی رو به کاهش خواهد بود، زیرا منحنی از ناحیه 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 ناحیه ضایعه از پوست سالم روشن تر است. براین اساس دو معیار $L_D^{(t)}$ [۱] و $TI_D^{(t)}$ که به ترتیب انحراف روشنایی و شدت بافت نواحی خارجی و داخلی منحنی در لحظه t هستند، به صورت زیر تعریف می شوند.

$$L_D^{(t)} = \left| \overline{L_{R_{NS}}^{(t)}} - \overline{L_{R_{Leston}}^{(t)}} \right| \quad (20)$$

$$TI_D^{(t)} = \left| \overline{TI_{R_{NS}}^{(t)}} - \overline{TI_{R_{Leston}}^{(t)}} \right| \quad (21)$$

$\overline{L_{R_{NS}}^{(t)}}$ و $\overline{L_{R_{Leston}}^{(t)}}$ به ترتیب میانگین روشنایی پوست سالم و ضایعه هستند. $\overline{TI_{R_{NS}}^{(t)}}$ و $\overline{TI_{R_{Leston}}^{(t)}}$ به ترتیب میانگین شدت پوست سالم و ضایعه در تصویر بافت هستند. در طول تکامل، معیار $L_D^{(t)}$ روند افزایشی و معیار $TI_D^{(t)}$ روند کاهشی خواهد داشت. در صورت نشت منحنی به درون ضایعه، معیار اول کاهش و معیار دوم افزایش پیدا خواهد کرد. در صورت برقراری هر دو شرط، منحنی متوقف خواهد شد.

روندنمای جزئی الگوریتم پیشنهادی در شکل ۱۰ نمایش داده شده

$$\frac{\partial \emptyset}{\partial t} + F|\nabla \emptyset| = 0 \quad (18)$$

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

۷-۲- به روزرسانی تابع سرعت

برای تکرارهای بعدی، نیاز است مقادیر میانگین و انحراف معیار به روزرسانی شوند. در مقاله [۱] فرض شده در کانال های رنگ a^* ، b^* ، u^* و v^* ، مختصات پیکسل های ضایعه به هم نزدیک است و فاصله چشم گیری از پیکسل های پوست سالم دارد، اما این فرض همیشه درست نیست. در شکل ۹ نمودار پراکندگی پیکسل های پوست سالم و ضایعه در کانال های رنگ برای ضایعه ملانوما نمایش داده شده است. همان گونه که در شکل ۹ می بینید پیکسل های ضایعه در هر چهار کانال رنگ پراکنده هستند. در کانال های b^* و v^* پیکسل های پوست سالم و ضایعه در هم شده اند. بنابراین، در کنار فرض تمایز مختصات رنگ، فرض می شود در تصویر بافت، شدت پیکسل های پوست سالم به هم نزدیک است و فاصله چشم گیری از پیکسل های ضایعه دارد. با توجه به شکل ۸، این فرضیه می تواند در اکثر موارد درست باشد. براین اساس مراکز پوست سالم و ضایعه در کانال های رنگ و تصویر بافت محاسبه می شود. این مراکز برای پوست سالم در یک نوار به اندازه 50 پیکسل در همسایگی بیرونی منحنی و برای ضایعه در همسایگی داخلی منحنی محاسبه می شود. در ادامه پیکسل های تصویر براساس فاصله ای که از مراکز پوست سالم و ضایعه دارند، طبقه بندی می شوند و یک تصویر دودویی به دست می آید. با استفاده از این طبقه بندی توزیع مقادیر روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم می تواند به طور دقیق تری محاسبه شود. یک ناحیه جدید برای پوست سالم تعریف می شود. این ناحیه از اشتراک یک نوار به اندازه 50 پیکسل در همسایگی بیرونی منحنی اولیه $(-50 < \emptyset(x, y, 0) < 0)$ و ناحیه پوست سالم در تصویر دودویی به دست می آید. سپس مقادیر میانگین و انحراف معیار و در نتیجه تابع سرعت به روزرسانی می شوند.

به دلیل تفاوت های چشم گیر در روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم ممکن است کاهش سرعت هنگام رسیدن به مرز ضایعه به میزان کافی نبوده و منحنی به درون ضایعه کشیده شود. برای اطمینان از این که منحنی در نزدیکی مرز با سرعت کم حرکت می کند، تابع سرعت به صورت زیر اصلاح می شود [۱].

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

الف) الگوریتم پیشنهادی در نرم‌افزار متلب R2018a و رایانه‌ای با مشخصات Intel Core i5 4210U CPU پیاده‌سازی 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 $0/6$ در نظر گرفته شد. با تنظیم این پارامتر برای هر تصویر به‌صورت جداگانه، می‌توان نتایج بهتری کسب کرد.

۳-۳- معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی نتایج قطعه‌بندی از معیارهای دقت، حساسیت، اختصاصی بودن، $Jaccard$ و $Dice$ و انحراف نواحی استفاده می‌شود. 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 طبقه‌بندی شده‌اند را نسبت به تمام پیکسل‌های پوست سالم محاسبه می‌کند.

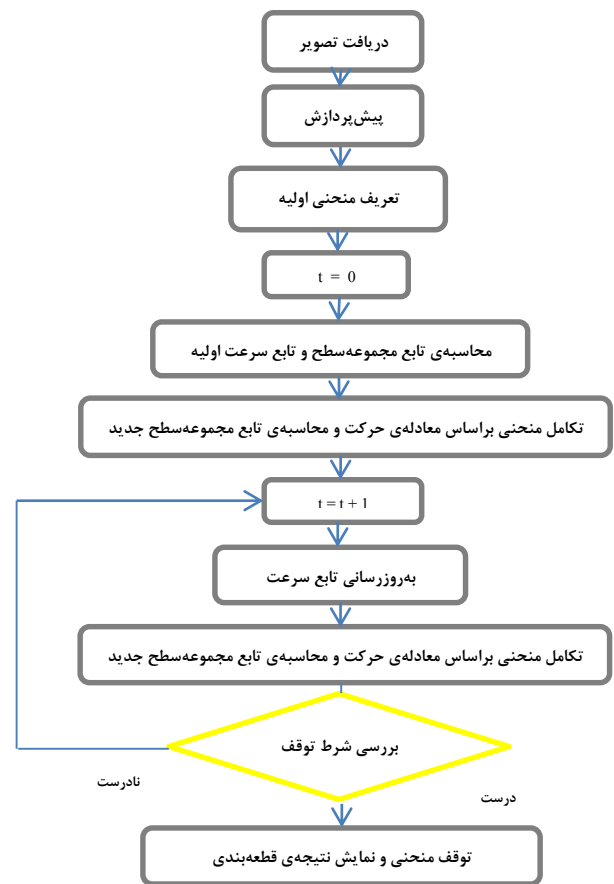
شاخص تشابه $Jaccard$: میزان تشابه تصویر دودویی حاصل از قطعه‌بندی و تصویر دودویی مرجع را بررسی می‌کند. هرچه شاخص تشابه بیشتر باشد، شباهت دو مجموعه بیشتر است.

شاخص تشابه $Dice$: میزان هم‌پوشانی تصویر دودویی حاصل از قطعه‌بندی و تصویر دودویی مرجع را اندازه‌گیری می‌کند.

انحراف نواحی $D(I_0, I_1)$: این معیار بیانگر انحراف نواحی قطعه‌بندی شده به‌عنوان ضایعه، در تصویر حاصل از قطعه‌بندی خودکار و تصویر دودویی مرجع است.

$$Accuracy (ACC) = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (22)$$

$$Sensitivity (SE) = True Positive Rate (TPR) = \frac{TP}{TP + FN} \quad (23)$$

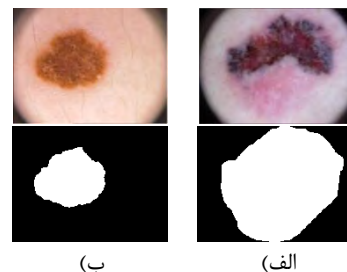


شکل ۱۰ روندنمای جزئی الگوریتم پیشنهادی

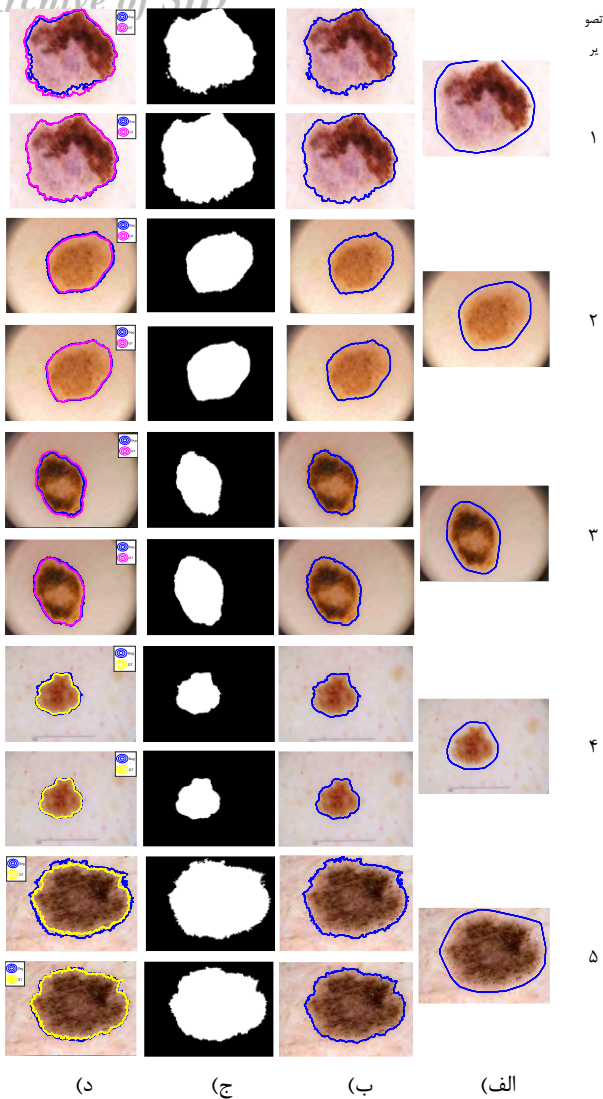
۳- نتایج

۳-۱- پایگاه 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 درموسکوپي به همراه تصویر دودویی مرجع. الف) پایگاه داده‌ی ISIC2017 [۱۵]، ب) پایگاه داده‌ی PH2 [۱۶]



تصویر
۱
۲
۳
۴
۵

$$Specificity (SP) = \frac{TN}{FP + TN} \quad (24)$$

$$Jaccard (JA) = \frac{TP}{TP + FN + FP} \quad (25)$$

$$Dice (DI) = \frac{2 * TP}{2 * TP + FN + FP} \quad (26)$$

$$D(I_0, I_1) = \frac{Area(I_0 \oplus I_1)}{Area(I_0)} \quad (27)$$

TP (مثبت صحیح)، TN (منفی صحیح)، FP (مثبت غلط) و FN (منفی غلط)، I_0 تصویر دودویی مرجع و I_1 تصویر دودویی حاصل از قطعه‌بندی، \oplus نماد XOR^۱ و $Area(.)$ مساحت است.

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

در شکل ۱۲، نتایج قطعه‌بندی با روش مقاله‌ی [۱] و الگوریتم پیشنهادی برای پنج تصویر درموسکویی نمایش داده شده است. مقایسه‌ی 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 مقایسه‌ی 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

پایگاه داده	تصویر	روش	ACC %	SE %	SP %	DI %	JA %	$D(I_0, I_1)$ %
ISIC2017 (داده‌های آموزش)	۱	[۱]	۹۴/۸۹	۸۹/۵۳	۹۷/۹۹	۹۴/۴۵	۸۹/۴۹	۰/۱۰
		روش پیشنهادی	۹۸/۷۸	۹۹/۷۰	۹۹/۹۵	۹۸/۷۵	۹۷/۵۴	۰/۰۲
PH2	۲	[۱]	۹۷/۸۴	۹۷/۹۵	۹۷/۱۹	۹۵/۵۰	۹۱/۳۸	۰/۰۹
		روش پیشنهادی	۹۹/۲۹	۹۹/۹۰	۹۹/۱۱	۹۸/۴۹	۹۷/۰۲	۰/۰۳
	۳	[۱]	۹۶/۹۴	۸۹/۳۰	۹۴/۴۶	۹۴/۳۵	۸۹/۳۰	۰/۱۰
		روش پیشنهادی	۹۸/۸۰	۹۹/۸۸	۹۸/۵۴	۹۶/۹۸	۹۴/۱۴	۰/۰۶
ISIC2017 (داده‌های آزمایش)	۴	[۱]	۹۸/۹۸	۱۰۰	۹۸/۸۹	۹۴/۴۶	۸۹/۵۰	۰/۱۱
		روش پیشنهادی	۹۹/۵۳	۱۰۰	۹۹/۴۹	۹۷/۳۸	۹۴/۸۹	۰/۰۵
ISIC2017 (داده‌های اعتبارسنجی)	۵	[۱]	۹۳/۳۲	۹۹	۸۸/۷۱	۹۲/۴۴	۸۵/۹۴	۰/۱۶
		روش پیشنهادی	۹۸/۱۰	۹۹/۹۷	۹۶/۸۰	۹۷/۷۲	۹۵/۵۵	۰/۰۴

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، ج) تصویر دودویی حاصل از قطعه‌بندی، د) مقایسه‌ی مرزها (مرز حاصل از قطعه‌بندی و تصویر دودویی مرجع به ترتیب با رنگ‌های آبی و ارغوانی/زرد نمایش داده شده است)

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

پایگاه داده	روش	ACC %	SE %	SP %	DI %	JA %	$\mu(D(I_0, I_1))$
PH2	[۱]	۹۶/۱۲	۹۳/۳۶	۹۷/۳۵	۹۲/۳۵	۹۲/۸۷	۱۳/۹۲
	روش پیشنهادی	۹۷/۹۲	۹۷/۸۳	۹۹/۴۵	۹۳/۹۵	۹۵/۳۳	۹/۸۳
ISIC2017 (داده‌های آزمایش)	[۱]	۸۹/۸۷	۸۶/۲۸	۸۴/۳۱	۸۷/۶۲	۸۹/۳۸	۱۳/۲۳
	روش پیشنهادی	۹۴/۷۸	۹۰/۱۱	۹۸/۵۳	۸۹/۵۵	۹۰/۹۶	۹/۸۶
ISIC2017 (داده‌های اعتبارسنجی)	[۱]	۹۲/۴۷	۹۰/۳۰	۹۳/۳۲	۹۰/۱۷	۷۸/۵۲	۹/۳۲
	روش پیشنهادی	۹۷/۳۰	۹۲/۸۹	۹۷/۶۲	۹۰/۲۵	۷۸/۶۴	۸/۸۴

جدول ۴: مقایسه‌ی الگوریتم پیشنهادی با دو روش برتر معرفی شده

برای داده‌های اعتبارسنجی از پایگاه داده‌ی ISIC2017

مرجع	سال انتشار	ACC %	SE %	SP %	DI %	JA %
[۵]	(۲۰۱۷)	۹۵/۱۰	۸۸	۹۶/۹۰	۸۶/۸۰	۷۹/۳۰
[۷]	(۲۰۱۷)	۹۵/۷۰	۸۶/۹۰	۹۷/۴۰	۸۷	۷۹/۴۰
روش پیشنهادی						
		۹۷/۳۰	۹۲/۸۹	۹۷/۶۲	۹۰/۲۵	۷۸/۶۴

جدول ۵: مقایسه‌ی الگوریتم پیشنهادی با چهار روش برتر معرفی شده

برای داده‌های آزمایش از پایگاه داده‌ی ISIC2017

مرجع	سال انتشار	ACC %	SE %	SP %	DI %	JA %
[۵]	(۲۰۱۷)	۹۳/۱۰	۸۱/۷۰	۹۷	۸۳/۹۰	۷۵/۴۰
[۷]	(۲۰۱۷)	۹۳/۴۰	۸۰/۲۰	۹۸/۵۰	۸۴/۴۰	۷۶
[۸]	(۲۰۱۷)	۹۳/۳۰	۸۲	۹۷/۸۰	۸۴/۷۰	۷۶/۲۰
[۹]	(۲۰۱۷)	۹۳/۴۰	۸۲/۵۰	۹۷/۵۰	۸۴/۹۰	۷۶/۵۰
روش پیشنهادی						
		۹۴/۷۸	۹۰/۱۱	۹۸/۵۳	۸۹/۵۵	۹۰/۹۶

۴- جمع‌بندی

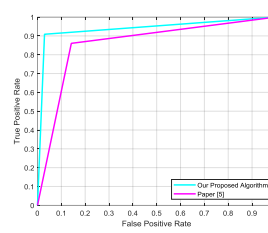
در این مقاله یک سامانه‌ی کاملاً خودکار برای قطعه‌بندی تصاویر ضایعات پوستی معرفی شد. در این سامانه منحنی اولیه به‌صورت خودکار تعریف می‌شود و در نتیجه سرعت اجرای الگوریتم بیش‌تر شده و نیازی به دخالت کاربر نیست. تابع سرعت با استفاده از اطلاعات آماری روشنایی، اشباع و بافت پوست سالم تعریف شد. برای افزایش دقت قطعه‌بندی، تابع سرعت در طول تکامل با استفاده از اطلاعات آماری از کانال‌های رنگی یکنواخت و تصویر بافت به-روزرسانی می‌شود.

الگوریتم پیشنهادی بر روی دو پایگاه ISIC2017 و PH2 آزمایش شد و نتایج به‌دست‌آمده با پژوهش‌های اخیر مقایسه شد. الگوریتم پیشنهادی، بالاترین میزان دقت (۹۷/۹۲٪ برای پایگاه داده‌ی PH2 و ۹۴/۷۸٪ برای داده‌های آزمایش پایگاه داده‌ی ISIC2017)، حساسیت (۹۷/۸۳٪ برای پایگاه داده‌ی PH2 و ۹۰/۱۱٪ برای داده-های آزمایش پایگاه داده‌ی ISIC2017) و اختصاصی بودن (۹۹/۴۵٪ برای پایگاه داده‌ی PH2 و ۹۸/۵۳٪ برای داده‌های آزمایش پایگاه داده‌ی ISIC2017) را برای تصاویر هر دو پایگاه داده کسب کرد.

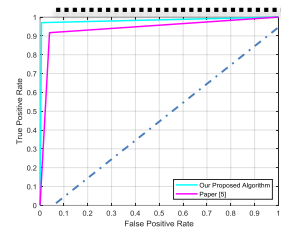
۵- مراجع

- [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.

برای مقایسه‌ی بهتر الگوریتم پیشنهادی و مقاله‌ی [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 می‌کند. برای پیش‌بینی تصادفی مقدار AUC برابر با ۰/۵ و برای پیش‌بینی عالی این مقدار برابر با یک است. مقدار AUC برای الگوریتم پیشنهادی به مدل کامل نزدیک‌تر است. بنابراین منحنی ROC برتری الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.



(ب)



(الف)

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 ۰/۹۸ و ۰/۹۳). ب) داده‌های آزمایش پایگاه ISIC2017 (مقدار AUC برای الگوریتم پیشنهادی و روش مقاله‌ی [۱] به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۸۵)

۳-۵ 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 می‌شود. مقایسه‌های انجام‌شده بر روی هر دو پایگاه داده برتری الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.

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

مرجع	سال انتشار	ACC %	SE %	SP %	DI %	JA %
[۲]	(۲۰۱۷)	۹۴/۲۴	۹۴/۸۹	۹۳/۹۸	۹۰/۶۶	۸۳/۹۹
[۳]	(۲۰۱۸)	۹۷/۹۰	۹۷/۲۰	۹۸/۹۰	۹۵/۲۰	۹۲/۳۰
[۴]	(۲۰۱۸)	۹۷/۶۰	۹۳/۱۰	۹۹/۳۰	-	-
روش پیشنهادی						
		۹۷/۹۲	۹۷/۸۳	۹۹/۴۵	۹۳/۹۵	۹۵/۳۳

Archive 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. 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.
- [15] Gutman D, Codella N, Celebi ME, Helba B, 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),"
- [16] T. Mendonça, P. M. Ferreira, J. S. Marques, A. R. 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.
- [18] Y. Mamatha and A. Ananth, "Performance of 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)*.
- [3] M. Jahanifar, N. Z. Tajeddin, B. M. Asl, and A. Gooya, "Supervised Saliency Map Driven Segmentation of Lesions in Dermoscopic Images," *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 2018.
- [4] A. Munir, S. Soomro, C. H. Lee, and K. N. Choi, "Adaptive active contours based on variable kernel with constant initialisation," *IET Image Processing*, 2018.
- [5] A. Menegola, J. Tavares, M. Fornaciali, L. T. Li, 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.
- [7] L. Bi, J. Kim, E. Ahn, and D. Feng, "Automatic skin lesion analysis using large-scale dermoscopy images and deep residual networks," *arXiv preprint arXiv:1703.04197*, 2017.
- [8] M. Berseth, "ISIC 2017-skin lesion analysis towards melanoma detection," *arXiv preprint arXiv:1703.00523*, 2017.
- [9] Y. Yuan, "Automatic skin lesion segmentation with fully convolutional-deconvolutional 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 network encoders for skin lesion segmentation," *Computers in biology and medicine*, vol. 104, pp. 111-116, 2019.

پاورقی‌ها:

¹ Fully Convolutional Networks (FCN)

² Discriminative Regional Feature Integration (DRFI)

³ Convolutional-Deconvolutional Neural Networks (CDNN)

⁴ Morphological Closing

⁵ Otsu

⁶ Accuracy

⁷ Sensitivity

⁸ Specificity

⁹ Exclusive-OR (XOR)