

بخش بندی ملانوما و دیگر عارضه‌های رنگی پوست در تصاویر درموسکپی با استفاده از ترکیب روشهای آستانه گذاری مبتنی بر الگوریتم یادگیری تقویتی

سید محمد سید ابراهیمی^(۱) - حسین پورقاسم^(۲) - احمد کشاورز^(۳)

(۱) کارشناس ارشد - تیم مدیریت امنیت اطلاعات، شرکت امن پردازان کویر

(۲) استادیار - دانشکده برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد

(۳) استادیار - دانشکده مهندسی برق، دانشگاه خلیج فارس بوشهر

تاریخ دریافت: پاییز ۱۳۹۱ تاریخ پذیرش: پاییز ۱۳۹۲

خلاصه: تصاویر درموسکپی یکی از ابزارهای اصلی مورد استفاده در تشخیص ملانوما و دیگر عارضه‌های رنگی پوست به شمار می‌رود. به علت سختی و عوامل ادراکی در تشخیص‌های انسانی، تحلیل کامپیوتری تصاویر درموسکپی یک زمینه جدید تحقیقاتی را به روی محققین گشوده است. یکی از مراحل اصلی در تحلیل این تصاویر، آشکارسازی خودکار مرز عارضه می‌باشد. یافتن یک آستانه بهینه برای بخش بندی تصاویر دیجیتالی یک کار دشوار در پردازش تصویر می‌باشد. در این تحقیق یک روش آستانه‌گذاری جدید مبتنی بر روش‌های آستانه‌گذاری مطرح و الگوریتم یادگیری تقویتی جهت بخش‌بندی تصاویر درموسکپی ارائه می‌گردد. در این روش، عامل تقویتی الگوریتم یادگیری، وزن‌های بهینه مربوط به آستانه‌های مختلف را آموزش می‌بیند و تصویر را توسط آستانه بهینه بخش‌بندی می‌کند. یک تابع پاداش برای محاسبه میزان شباهت بین تصویر باینری خروجی و تصویر سطح خاکستری اصلی به کار برده می‌شود تا میزان پاداش یا جریمه را به عامل تقویتی اعمال کند. از سه روش آستانه-گذاری Otsu، Kapur و Kittler جهت ترکیب در عامل تقویتی استفاده می‌گردد. نتایج بخش‌بندی با استفاده از اندازه‌گیری خطا براساس تصاویری که توسط متخصصین پوست بخش‌بندی شده‌اند، مقایسه می‌گردند. مقایسه نتایج حاصل با روش‌های خودکار ارائه شده در مقالات، بیانگر بهبود دقت و کاهش خطا در آشکارسازی مرز عارضه در تصاویر درموسکپی است.

کلمات کلیدی: آستانه‌گذاری، بخش‌بندی، تصاویر درموسکپی، ملانوما، الگوریتم یادگیری تقویتی.

Segmentation of Melanoma and Other Pigmented Skin Lesions in Dermoscopic Images Using Fusion of Thresholding Methods based on Reinforcement Algorithm

Seyyed Mohammad Seyyed Ebrahimi⁽¹⁾ - Hossein Pourghassem⁽²⁾ - Ahmad Keshavarz⁽³⁾

(1) MSC – Senior Expert of Information Security Management System (ISMS), Amn Pardazan Kavir Co. Ltd
Mo_ebrahimi63@yahoo.com

(2) Assistant Professor - Department of Electrical Engineering, Islamic Azad University, Najafabad Branch
h_pourghassem@iaun.ac.ir

(3) Assistant Professor - Department of Electrical Engineering, Persian Gulf University, Boushehr
a.keshavarz@pgu.ac.ir

Dermoscopy is one of the major imaging techniques used in diagnoses of Melanoma and other skin diseases. Because of difficulties and subjectivity of human interpretation, automatic and computerized analysis of dermoscopic images has opened an important research area. Automatic lesion detection is one of the main steps in analysis of these images. Finding an optimal threshold for segmenting the lesion is a severe task in image processing. Different methods for thresholding already exist. In this research a novel thresholding approach according to well-known thresholding methods and reinforcement algorithm for segmenting dermoscopic images is presented. The reinforced agent learns optimal weights for different thresholding methods and finally segments the dermoscopic image with optimal threshold. A reward function is designed for achieving the similarity ratio between the binary output image and original gray level image and calculating reward/punish signal which should be exerted to reinforced agent. We use three thresholding methods, Otsu, Kittler and Kapur, for combining in the reinforced agent and the detected lesions are compared with the ground-truth which is determined by dermatologists and the border error is calculated. The results are also compared with other well-known automatic methods which indicate that the proposed method yields more accuracy and less border error in detection of lesion in dermoscopy images.

Index Terms: Dermoscopy Images, detection, thresholding, reinforcement algorithm, melanoma

۱- مقدمه

در برخی از این مقالات از آزمایش بصری و وابسته به شخص برای ارزیابی نتایج استفاده می‌کنند و برخی دیگر از معیارهایی شامل معیار XOR، معیار حساسیت^۵، معیار دقت^۶، و... استفاده می‌کنند. این معیارها نیاز به مرزهایی دارند که توسط متخصصین پوست به صورت دستی بخش‌بندی شده‌اند. در این مقاله به مرزهایی که به کمک الگوریتم حاصل می‌شوند "مرز خودکار" و به مرزهایی که توسط متخصصین تعیین می‌شوند "مرز دستی" اطلاق می‌شود.

در حالت کلی، روش‌های مختلفی برای آستانه‌گذاری تصاویر عمومی به کار گرفته می‌شوند [۱۴]. در بیشتر کاربردها، پیش‌زمینه و پس‌زمینه تصویر باید از هم جدا شوند تا یک تصویر باینری از شی مورد نظر حاصل شود. انگیزه و چالش اساسی این تحقیق، یافتن آستانه بهینه تحت شرایط غیر بهینه می‌باشد. در این تحقیق هدف استفاده از الگوریتم یادگیری تقویتی^۷ [۱۵]، به عنوان یک الگوریتم آموزشی و هوشمند یافتن آستانه بهینه می‌باشد. استراتژی ما در این مقاله، ترکیب روش‌های آستانه‌گذاری مختلف با استفاده از یادگیری تقویتی جهت یافتن آستانه بهینه می‌باشد. در این روش عامل تقویتی^۸، از آستانه‌های مختلفی که از روش‌های مختلف آستانه‌گذاری شکل گرفته است، جهت یافتن وزن‌های بهینه استفاده می‌کند تا نحوه ترکیب مناسب آنها را یاد بگیرد.

در ادامه، در بخش (۲) خلاصه‌ای از الگوریتم یادگیری تقویتی بیان می‌گردد. در بخش (۳) مراحل پیش پردازش، جزئیات روش پیشنهادی و مراحل پس پردازش روی تصویر توضیح داده می‌شود. در بخش (۴) نتایج آزمایش‌ها بر روی الگوریتم پیشنهادی ارائه می‌گردد. نهایتاً نیز جمع بندی بر روی کار صورت گرفته در بخش (۵) آورده می‌شود.

۲- الگوریتم یادگیری تقویتی

آموزش تقویتی یک الگوریتم آموزشی قوی و بدون ناظر، بر مبنای تعامل با محیط می‌باشد که تنها با استفاده از یک معیار اسکالر تحت عنوان سیگنال تقویت یا پاداش، قادر به آموزش عاملها در محیط‌های پیچیده، غیر قطعی و تصادفی می‌باشد. در آموزش تقویتی، یادگیرنده و هسته‌ی مرکزی و تصمیم‌گیری را عامل^۹ و آن چیزی که عامل با آن تعامل دارد (شامل هر چیز خارج از عامل)، محیط^{۱۰} نامیده می‌شود. در هر قدم زمانی، عامل، حالت جاری s_t را مشاهده نموده و عمل a_t را از مجموعه عمل‌های ممکن با توجه به سیاست اتخاذ شده انتخاب کرده و به محیط اعمال می‌نماید. محیط با احتمال $p(s_{t+1}, a_t, s_t)$ به حالت s_{t+1} می‌رود، همچنین سیگنال تقویت $r(s_t, a_t)$ که به صورت r_{t+1} هم نشان داده می‌شود توسط عامل دریافت می‌گردد. عامل یادگیری تقویتی حالت‌های محیط را به عمل‌های مناسب نگاشت می‌کند و سعی می‌کند پاداش دریافتی از محیط را ماکزیمم و جریمه را مینیمم نماید [۱۵]. شکل (۱) اجزای اصلی یادگیری تقویتی را نشان می‌دهد.

ملانوما^۱ یکی از بدخیم‌ترین و خطرناک‌ترین نوع سرطان پوست به شمار می‌رود که علاوه بر رشد سریع آن در جهان، منجر به مبتلا شدن تقریباً ۶۸۷۲۰ نفر و مرگ تقریباً ۸۶۵۰ نفر در ایالات متحده آمریکا در سال ۲۰۰۹ شده است [۱]. تشخیص زود هنگام ملانوما از این جهت حایز اهمیت است که درمان آن در مراحل اولیه پیشرفت با یک لایه برداری ساده امکان‌پذیر است. در موسکپی^۲ به عنوان مهمترین ابزار در تشخیص ملانوما و دیگر عارضه‌ها و جراحات‌های رنگینه پوست به شمار می‌رود. این روش تصویر برداری پوستی در مقایسه با روش‌های کلینیکی سنتی، باعث مشهودتر شدن ساختارهای زیر سطحی پوست می‌شود [۲]. این روش به نوبه‌ی خود باعث کاهش خطای پوششی و افزایش تفکیک‌پذیری در مواردی مانند عارضه‌های ابهام‌دار می‌شود [۳]. در جهت کاهش خطای تشخیص ناشی از عوامل ادراکی و بصری انسان، توسعه تحلیل کامپیوتری تصویر دارای اهمیت بالایی است. آشکارسازی خودکار مرز، اغلب به عنوان اولین گام در تحلیل خودکار تصاویر در موسکپی به شمار می‌رود، که به دو دلیل حائز اهمیت است: اول اینکه، ساختار مرز، حاوی اطلاعات مهمی برای تشخیص دقیق عارضه مانند بسیاری مشخصه‌های کلینیکی نظیر عدم تقارن، بی‌قاعده بودن مرز و قطع ناگهانی مرز می‌باشد. دوم اینکه، استخراج مشخصه‌های کلینیکی مهم نظیر شبکه رنگینه بی‌قاعده، گلبول‌ها [۴] و نواحی سفید-آبی [۵]، مستقیماً به دقت مرز حاصله مربوط است. آشکارسازی خودکار مرز به چند دلیل، امری چالش‌برانگیز است: الف) تمایز پایین بین عارضه و پوست اطراف، ب) مرزهای درهم‌ریخته و بی‌قاعده، ج) مصنوعاتی نظیر مو، حباب‌های هوا، خطوط پوستی موجود در تصویر، د) رنگ‌های مختلف داخل محیط عارضه.

روش‌های متعددی برای آشکارسازی مرز عارضه در تصاویر در موسکپی ارائه شده است. به عنوان نمونه، در [۶] به مرور انواع روش‌های بخش‌بندی نظیر آستانه‌گذاری، خوشه‌بندی، ریخت‌شناسی، بخش مبتنی بر لبه، بخش‌بندی بر مبنای ناحیه و... و همچنین معیارهای ارزیابی و محاسباتی آنها پرداخته شده است. در [۷] با توجه به رنگی بودن این تصاویر، به بررسی فضای رنگ در آنها پرداخته و با انتخاب کانال رنگ مناسب و استفاده از روش آستانه‌گذاری Otsu به بخش‌بندی تصویر می‌پردازد. در [۸] از یک روش بدون ناظر بر اساس یک مدل اصلاح شده الگوریتم JSEG جهت آشکارسازی مرز استفاده شده است. در [۹] و [۱۰] استفاده از الگوریتم ادغام نواحی آماری^۳ که بر اساس رشد نواحی و ادغام آنها می‌باشد، عارضه را از تصویر پس زمینه جدا می‌کند. در [۱۱] از روش $GVF\ Snake^4$ چندجهته برای بخش‌بندی تصاویر سرطان پوست بهره برده شده است، که در آن با استفاده از یک فیلتر وقتی اقدام به نویز زدایی کرده و سپس با روش $GVF\ Snake$ چندجهته، تصویر را بخش‌بندی می‌کند. در [۱۲] از یک روش مبتنی بر شبکه عصبی بهره گرفته شده است و در [۱۳] از منطق فازی جهت تعیین خودکار آستانه استفاده گردیده است.

$$+ \alpha [r_{t+1} + \gamma \max_{b \in A} Q(S_{t+1}, b) - Q(S_t, a_t)]$$

که α نرخ آموزش، γ ضریب تخفیف یا تنزل و r پاداش آنی است. عبارت سوم در فرمول فوق $Q(S_{t+1}, b)$ برابر با مقدار ارزش حالت بعدی $V(S_{t+1})$ می باشد.

برای یک عامل RL^{۱۱}، آموزش شامل دو مرحله است: کاوش^{۱۳} و بهره برداری^{۱۴}. کاوش به معنی این است که عامل از طریق انجام مکرر عمل های مختلف، عمل هایی که منجر به ماکزیمم پاداش می شوند را کشف کند. از طرف دیگر، بهره برداری به این معنی است، که عامل عمل هایی را انجام دهد که منجر به پاداش بالاتری می شوند. ایجاد یک حالت تعادل بین کاوش و بهره برداری در طول یادگیری ضروری است، چون که هر دو به طور همزمان با احتمال های مختلف در حال اجرا هستند. چهارچوب ریاضی محیط استفاده شده در اکثر مسائل یادگیری تقویتی یک مدل مسئله مارکوف^{۱۵} (MDP) می باشد. یک MDP یک چندتایی $\langle S, A, R, P \rangle$ است، وقتی که S یک مجموعه محدود حالت های گسسته محیط، A مجموعه محدود عمل های گسسته عامل، R امید آنی سیگنال های تقویت $r: S \times A \rightarrow R$ ، احتمالات گذر از یک حالت با انجام عمل برای رفتن به حالت بعدی است: $P: D \times A \times S \rightarrow [0, 1]$.

مقادیر ارزش - عمل روش آموزش Q در صورتی که فضای مساله به حد کافی کاوش گردد و دوشروط زیر برقرار باشد به مقدار بهینه همگرا می شوند [۱۵]:

شرط ۱: محیط مسئله MDP غیر نوسانی، کاهش ناپذیر و با سیگنال های تقویت محدود باشد.

شرط ۲: نرخ آموزش مثبت، غیر افزایشی و در روابط زیر صدق کند:

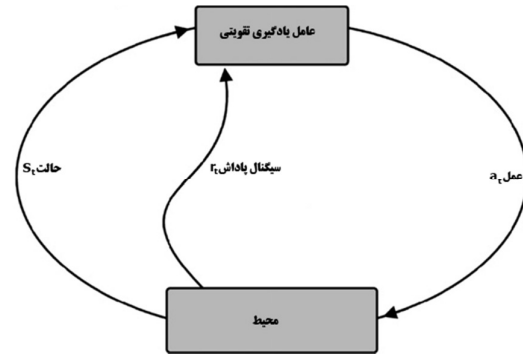
$$\sum_{i=0}^{\infty} \alpha_i < \infty \quad , \quad \sum_{i=0}^{\infty} \alpha_i \rightarrow \infty$$

۲-۱-۲- آموزش سارسا

یک قدم مناسب برای حصول به کاوش بالاتر، تخمین تابع ارزش عمل به جای تابع ارزش حالت می باشد. روش سارسا مقادیر ارزش عمل را تحت سیاست جاری تخمین می زند. فرمول به روز رسانی مقادیر ارزش عمل در روش سارسا به صورت زیر است:

$$Q(S_t, a_t) \leftarrow Q(S_t, a_t) + \alpha [r_{t+1} + \gamma Q(S_{t+1}, a_{t+1}) - Q(S_t, a_t)] \quad (4)$$

که α نرخ آموزش، γ ضریب تخفیف یا تنزل و r پاداش آنی است. در روش سارسا گذر از یک جفت حالت - عمل به جفت حالت - عمل بعدی لحاظ می گردد. قاعده ی به روز رسانی فوق از همه عناصر چندتایی $(S_t, a_t, r_{t+1}, S_{t+1}, a_{t+1})$ استفاده می کند [۱۵].



شکل (۱): اجزای اصلی یادگیری تقویتی
Fig. (1): Basic components of reinforcement learning

قانونی که عامل با توجه به آن در هر حالت، عملی را برای اجرا انتخاب می کند سیاست^{۱۱} می نامند و معمولاً به صورت $\pi(s, a)$ نشان داده می شود که در آن s بیانگر حالت و a بیانگر عمل است. هدف عامل، انجام عمل هایی است که به حالت هایی با بالاترین ارزش برسد نه به بالاترین پاداش. چرا که پاداش ها مطلوبیت لحظه ای و ارزش مطلوبیت در بلند مدت را نشان می دهد. تابع ارزش برابر امید ریاضی حاصل جمع کاهش یافته سیگنال های تقویت دریافت شده در طول زمان می باشد. به عبارت دیگر ارزش یک حالت، کل مقدار پاداشی است که عامل می تواند انتظار داشته باشد بعد از شروع از آن نقطه دریافت کند. تابع ارزش حالت تحت سیاست π به صورت $V^\pi(s)$ نشان داده می شود:

$$V^\pi(s) = E_\pi \{R_t | S_t = s\} = E_\pi \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | S_t = s \right\} \quad (1)$$

$$0 \leq \gamma \leq 1$$

که γ ضریب تخفیف و E_π امید ریاضی می باشند. به طور مشابه ارزش عمل a در حالت s تحت سیاست π را تابع ارزش عمل نامیده و با $Q^\pi(s, a)$ نشان می دهند:

$$Q^\pi(s, a) = E_\pi \{R_t | S_t = s, a_t = a\} = E_\pi \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | S_t = s, a_t = a \right\} \quad (2)$$

۲-۱- آموزش تقویتی گسسته

۲-۱-۱- آموزش Q

یکی از مهمترین پیشرفته ها در آموزش تقویتی توسعه الگوریتمی مستقل از سیاست بود که آموزش Q نامیده می شود. این روش به تخمین مقادیر تابع ارزش عمل می پردازد. به نحوی که عامل یک ارزشی از حالت و عمل، که بیان کننده پیش بینی ارزش انجام دادن آن عمل در آن حالت می باشد، را در خود نگه می دارد. $Q(s, a)$ مقادیر ارزش - عمل در روش مذکور به صورت زیر به روز می گردد:

$$Q(S_t, a_t) \leftarrow Q(S_t, a_t) \quad (3)$$

۲-۲- روش‌های انتخاب عمل در آموزش RL گسسته

روش‌های متفاوتی جهت انتخاب عمل در آموزش RL گسسته مورد استفاده قرار می‌گیرد که در این مقاله دو روش از معروفترین روش‌های انتخاب عمل مورد بررسی قرار می‌گیرد:

الف: روش greedy-ε: برخلاف روش greedy که در هر لحظه عمل دارای بالاترین مقدار ارزش-عمل انتخاب می‌شود، در این روش با احتمال ۱-ε عمل دارای بالاترین مقدار تخمینی ارزش-عمل انتخاب و با احتمال ε عمل‌ها مساوی یکی از عمل‌ها انتخاب می‌گردد.

$$P(a) = \begin{cases} 1 - \varepsilon + \frac{\varepsilon}{N} & a = \arg \max_{b \in A} (Q(s, b)) \\ \frac{\varepsilon}{N} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

که N تعداد کل عمل‌ها است. نتایج به‌کارگیری شده حاکی از بهبود این روش در اکثر موارد نسبت به روش greedy می‌باشد، ولی تعادل مناسبی بین کاوش و بهره‌برداری از تجارب برقرار نمی‌کند.

ب: روش Softmax: یکی از کاربردی‌ترین روش‌های انتخاب عمل می‌باشد که فرمول احتمال انتخاب هر عمل مانند a به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$P(a) = \frac{\exp(Q(s, a)/T)}{\sum_{b \in A} \exp(Q(s, b)/T)} \quad (6)$$

که در آن $T > 0$ ضریب دما نامیده می‌شود. اگر $T \rightarrow 0$ به روش greedy همگرا می‌گردد و اگر $T \rightarrow \infty$ انتخاب‌ها کاملاً تصادفی می‌گردند. معمولاً در حین آموزش هر چه به سمت جلو می‌رویم مقدار ضریب دما کاهش می‌یابد تا از تجربیات قبلی بیشتر استفاده گردد [۱۵].

۳-۲- بخش بندی با ادغام روش‌های آستانه گذاری

شکل (۲) یک روند نمای کلی از فرآیند بخش‌بندی را نشان می‌دهد. در ابتدا بعد از اخذ تصویر، نیاز است تا یکسری عملیات پیش‌پردازش بر روی تصویر صورت بگیرد. سپس تصویر پیش‌پردازش شده جهت بخش‌بندی توسط آستانه‌ی بهینه وارد قسمت ادغام یادگیری تقویتی می‌شود. در نهایت تصویر بخش بندی شده بعد از عملیات پس‌پردازش، جهت مقایسه با تصاویری که توسط متخصص پوست بخش‌بندی شده‌اند، به خروجی منتقل می‌شود. در ادامه با جزئیات هر قسمت بیشتر آشنا می‌شویم.

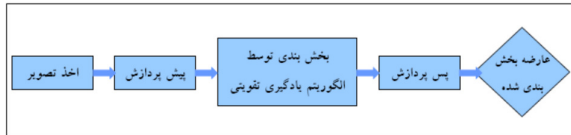
۳-۱-۱- پیش پردازش

با توجه به ماهیت تصاویر درموسکپی و احتمال وجود نویز و همچنین رنگی بودن این تصاویر، نیاز است تا قبل از اجرای الگوریتم پیشنهادی، مجموعه‌ای از عملیات پیش‌پردازش و در نهایت پس‌پردازش روی تصویر شامل عارضه سرطان صورت بگیرد. در این بخش مراحل پیش‌پردازش را که موجب تسهیل در فرآیند آشکارسازی مرز می‌شود تشریح می‌گردد:

۳-۱-۱- حذف فریم سیاه

تصاویر درموسکپی اغلب شامل فریم‌های سیاهی هستند که ضمن فرآیند دیجیتال کردن مطرح می‌شوند. این فریم‌های سیاه باید قبل از مرحله آستانه‌گذاری حذف شوند، چون که ممکن است مراحل بعدی آشکارسازی مرز را مختل کنند. برای اینکه میزان تاریکی یک پیکسل با مختصات RGB تعیین شود، مؤلفه روشنایی از فضای رنگ HSL مورد استفاده قرار می‌گیرد.

$$L = \frac{\max(R, G, B) + \min(R, G, B)}{2} \quad (7)$$



شکل (۲): روند نمای کلی از فرآیند بخش‌بندی عارضه در تصاویر درموسکپی
Fig. (2): An overview of a typical computerized dermoscopy image segmentation system

اگر روشنایی یک پیکسل کمتر از ۲۰ باشد آن پیکسل به عنوان سیاه در نظر گرفته می‌شود. با استفاده از این معیار، تصویر ردیف به ردیف اسکن می‌شود. اگر ردیف خاصی شامل تقریباً "۶۰ درصد پیکسل سیاه باشد، به عنوان فریم سیاه برچسب می‌خورد. فرآیند اسکن در جهت بالا به پایین زمانی پایان می‌یابد، که به سطری که شامل تعداد کمتری از حد پیکسل‌های سیاه است، برسیم. فرآیند اسکن مشابه‌ای برای سه جهت اصلی دیگر نیز تکرار می‌شود.

۳-۱-۲- موزدایی

جراحات‌های پوستی که توسط موهای سیاه پوشیده شده‌اند، باعث اختلال در فرآیند بخش بندی می‌شوند و ممکن است به طور نادرستی به عنوان جزئی از محیط عارضه در نظر گرفته شوند. بنابراین در ابتدای کار باید حذف گردند. حذف آنها شامل مراحل: الف) مکان‌یابی موهای سیاه با استفاده از عملیات ریخت شناسی بسته در جهت‌های افقی، عمودی، و قطری، ب) درون یابی پیکسل‌های موهای حذف شده با پیکسل‌های غیر موی مجاور و ج) یکنواخت سازی نتیجه نهایی با استفاده از فیلتر میانه [۷].

۳-۱-۳- انتقال فضای رنگ

از آنجایی که اطلاعات رنگ نقش مهمی در پردازش تصویر پوست ایفا می‌کنند، تصویر RGB اصلی به فضاهای رنگ متفاوت انتقال داده می‌شود و کانالهای رنگ مناسب استخراج می‌گردند. بر طبق یافته‌های [۷]، که در آن تصویر رنگی درموسکپی به کانال‌های رنگ مختلف انتقال و عارضه پوستی در هر کانال منحصراً بخش‌بندی شده است، بهترین نتیجه برای تصاویر پوستی که منجر به دقت بالا در امر بخش بندی می‌شوند، توسط کانال‌های رنگ X و X_oY_oR حاصل می‌آید.

آستانه‌ی بهینه طوری انتخاب می‌شود که ضریب تفکیک پذیری دو کلاس مختلف در تصویر سطح خاکستری ماکزیمم گردد. این امر با استفاده از همان‌های تجمعی از هیستوگرام سطح خاکستری حاصل می‌شود. ایده‌ی اصلی استفاده شده در روش Kittler، بهینه کردن تابع معیاری است که مربوط به میانگین نرخ خطای کلاسه بندی پیکسل‌ها می‌باشد [۱۸]. در روش Kapur، با استفاده از مفهوم آنتروپی در تئوری اطلاعات، آستانه‌ی بهینه از هیستوگرام سطح خاکستری تصویر به دست می‌آید [۱۹]. با اجرای این سه الگوریتم، سه آستانه‌ی مختلف از تصویر جهت بخش‌بندی به دست می‌آید.

برای ادغام این سه آستانه از الگوریتم ارائه شده در [۲۰] استفاده می‌شود. در این طرح، یک عامل RL جهت یادگیری وزن‌های بهینه برای آستانه‌هایی که از روش‌های مختلف حاصل می‌شوند، طراحی شده است و در نهایت تصویر درموسکپی را توسط آستانه‌ی ترکیب شده بخش‌بندی می‌کند. روش مطرح شده را می‌توان به طور ضعیفی با ناظر تلقی نمود. ایده‌ی روش پیشنهادی ادغام روش‌های آستانه‌گذاری مختلف جهت رسیدن به آستانه‌ی بهینه می‌باشد. بر طبق الگوریتم آموزشی سارسا، یک سیاست بهینه برای انتخاب عمل باید تعریف شود که عامل را قادر می‌سازد حالت‌های فعلی را به عمل‌های مناسب نگاشت کند. در این تحقیق، از سیاست Softmax استفاده می‌شود. طبق روند نمای شکل (۴) روش پیشنهادی شامل چندین مرحله می‌باشد که در ادامه، طی فازهای مختلفی توضیح داده می‌شود.

که ما در اینجا از کانال رنگ X استفاده می‌کنیم. برای تبدیل فضای رنگ RGB به فضای رنگ XYZ از معادلات زیر می‌توان استفاده نمود:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = T \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (8)$$

که در آن T یک ماتریس ثابت ۳×۳ با مقادیر زیر می‌باشد [۷]:

$$T = \begin{bmatrix} 0.4124 & 0.3536 & 0.1804 \\ 0.2127 & 0.7152 & 0.0722 \\ 0.0193 & 0.1192 & 0.9502 \end{bmatrix} \quad (9)$$

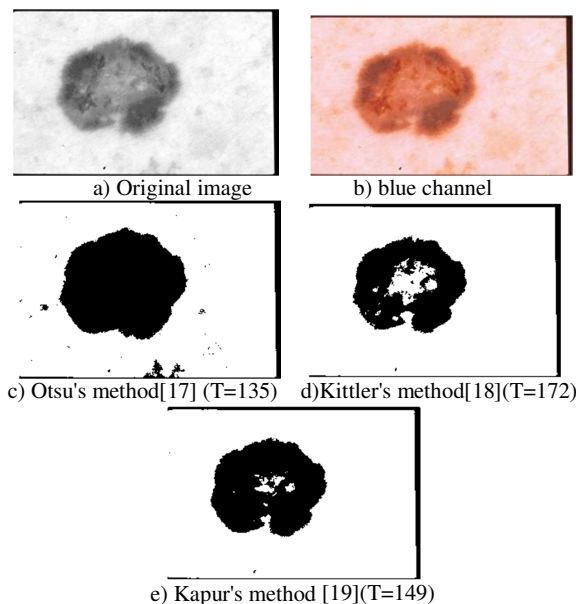
۳-۱-۴- تنظیم شدت روشنایی

در این مرحله که یک فرآیند ارتقا می‌باشد، محدوده پویای مقادیر پیکسل‌ها به یک محدوده جدید نگاشته می‌شود. هدف یکنواخت و گسترده کردن هیستوگرام و بالا بردن تمایز تصویر می‌باشد تا بتوانیم آستانه دقیق‌تری را در مراحل بعدی به دست آوریم. همچنین می‌توان از فیلترهای مختلفی جهت حذف نویز احتمالی موجود (شامل حبابهای هوا، خطوط پوستی و...) در تصویر استفاده نمود.

۳-۲- ادغام روش‌های آستانه‌گذاری با یادگیری تقویتی

در بسیاری از تصاویر درموسکپی، عارضه تقریباً می‌تواند با استفاده از یک روش آستانه گذاری که به کانال آبی اعمال می‌شود، از پوست زمینه جدا شود [۶]. در حالی که تعدادی روش‌های آستانه گذاری هستند که به طور کلی و بر روی عموم تصاویر عملکرد خوبی دارند، ولی روی اینگونه تصاویر نتیجه مطلوبی ندارند. مؤثر واقع شدن یک روش بستگی به مشخصات آماری تصویر دارد [۱۶]. شکل (۳) این پدیده را بهتر نشان می‌دهد. در شکل (۳)، نتایج بخش بندی تصویر به کمک آستانه گذاری با سه روش اصلی Otsu، Kittler و Kapur نشان داده شده است. با توجه به مقایسه صورت گرفته با تصویر بخش‌بندی شده توسط متخصص و محاسبه میزان خطای آشکارسازی مرز، بخش بندی به روش Kittler (شکل 3-d) نسبتاً عملکرد خوبی داشته است، در حالی که روش‌های Otsu (شکل 3-c) و Kapur (شکل 3-e) نتوانسته‌اند به درستی مقدار آستانه بهینه را تخمین بزنند و مقدار آستانه‌ی منتخب آن‌ها از آستانه‌ی بهینه کمتر می‌باشد. با توجه به اینکه روش Otsu یکی از روش‌های متداول جهت آستانه‌گیری است [۱۴]، ولی برای این عکس بخصوص بدترین جواب را داده است.

یک روش ممکن برای حل این مسئله، ادغام روش‌های مختلف آستانه گذاری با استفاده از الگوریتم یادگیری تقویتی می‌باشد. با این کار می‌توان به تصمیمات نهایی مقاوم‌تری نسبت به آنچه که از یک الگوریتم آستانه گذار تنها حاصل می‌شود، رسید. در این تحقیق از سه روش مطرح آستانه گذاری، که هر یک از روش منحصر به فرد خود اقدام به بخش بندی تصویر می‌کنند، استفاده می‌شود. این سه روش منتخب، روش‌های Otsu، Kittler و Kapur می‌باشند [۱۴]. در Otsu



شکل (۳): تصویر اصلی به همراه نتایج بخش بندی با روش‌های Otsu، Kapur و Kittler

Fig. (3): Comparasion of various thresholding methods (T:threshold)

$$\begin{cases} w_i(t+1) = w_i(t) & \text{or} \\ w_i(t+1) = w_i(t) + \Delta & \text{or} \\ w_i(t+1) = w_i(t) - \Delta \end{cases} \quad (11)$$

در هر گام از سناریوی آموزش، آستانه ترکیبی به صورت زیر به دست می‌آید:

$$T^* = \sum_i w_i \times T_i \quad (12)$$

که در آن T_i ها، هر کدام آستانه‌ی مربوط به سه روش بوده و W_i ها، وزن مربوط به هر کدام می‌باشند. بنابراین این آستانه‌ی ترکیبی به عنوان یک حالت از محیط مد نظر قرار می‌گیرد و با استفاده از انتخاب عمل مناسب، تغییر وزن‌ها صورت می‌گیرد و به حالت دیگری می‌رود. این روند تا رسیدن به بهترین حالت و همگرا شدن وزن‌ها که همان آستانه بهینه می‌باشد، ادامه دارد.

• فاز ۵: برای ارزیابی نتیجه کار، تصویری که توسط آستانه ترکیب شده نهایی باینری شده (تصویر B) با تصویر نرمالیزه شده ورودی (تصویر M) مقایسه می‌گردد. برای این منظور معیاری تحت عنوان معیار عدم تشابه طبق زیر تعریف می‌شود:

$$F_{dissim} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q |B - M| \quad (13)$$

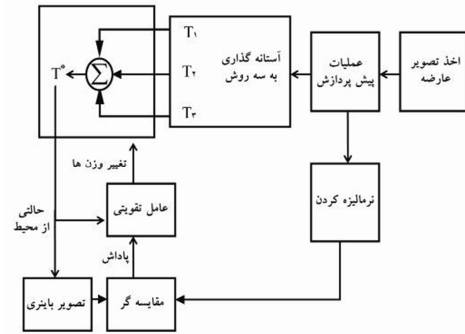
که در آن دو تصویر M و B دارای ابعاد $p \times q$ می‌باشند. این معیار راهی مناسب برای بیان کمی اختلاف و ایجاد یک بازخورد ارزشیابی مناسب به عنوان سیگنال تقویتی به عامل می‌باشد به طوری که عامل پاداشی را به صورت زیر دریافت و ماتریس حالت-عمل $Q(s,a)$ را به روز می‌کند (δ یک مقدار مثبت کوچک).

$$r = \frac{1}{F_{dissim} + \delta} \quad (14)$$

به نحوی که هر چه شباهت بیشتر، عامل پاداش بیشتری را دریافت می‌کند. آموزش تا جایی ادامه می‌یابد که در این حالت پاداش میانگین پایدار گشته و بیان کننده این است که وزن‌های آستانه‌ها به مقادیر بهینه رسیده و الگوریتم همگرا شده است.

۳-۳- پس پردازش

در بعضی از تصاویر پوستی اشیاء اضافی در محیط اطراف پوست ظاهر می‌شوند، مانند نشانه‌هایی که توسط متخصصین پوست حین معاینه بر روی پوست ممکن است، کشیده شود. این اشیاء که در مرحله حذف نویز از بین نرفته‌اند، با مقادیر شدت روشنایی شبیه محیط عارضه در تصویر بخش‌بندی شده ظاهر می‌شوند. در این حالت ممکن است به طور اشتباه به عنوان عارضه، دسته بندی شوند. هدف از این گام، حذف این اشیاء از خروجی بخش‌بندی شده می‌باشد. برای انجام این کار، تعداد اشیاء بهم پیوسته در محدوده تصویر شمارش شده و به طور همزمان به آنها برچسب زده می‌شود. در نهایت دو محیط برچسب زده



شکل (۴): روندنمای کلی از الگوریتم پیشنهادی
Fig. (4): Overall structure of proposed method

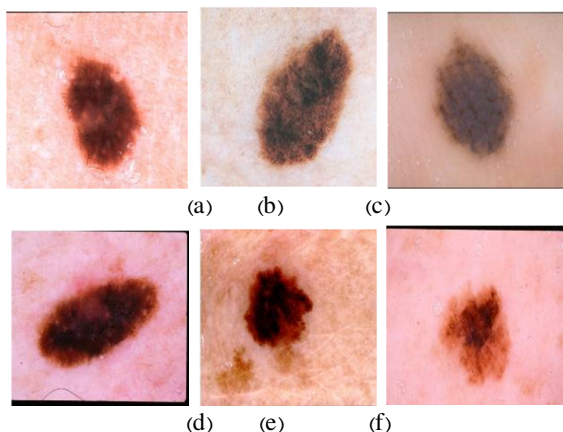
- فاز ۱: یک تصویر جدید در موسیقی توسط سیستم اخذ می‌شود.
- فاز ۲: بعد از عملیات پیش‌پردازش و حذف نویز، یک نسخه جداگانه‌ای از تصویر بین مقادیر [۰ ۱] نرمالیزه می‌شود و تحت عنوان ماتریس M ذخیره می‌گردد. این ماتریس جهت محاسبه میزان پاداش در فاز ۵، مورد استفاده قرار می‌گیرد.
- فاز ۳: در این مرحله، روش‌های آستانه گذاری مختلف هر کدام جداگانه بر روی تصویر اعمال می‌گردند، تا هر یک آستانه‌ی پیشنهادی خود را به عامل تقویتی ارائه دهند. تعداد و نوع این روش‌ها می‌تواند تغییر کند. برای اجرای عمل ادغام، حداقل وجود دو الگوریتم آستانه گذاری ضروری است. از نظر تئوری، هرچه تعداد این الگوریتم‌ها بیشتر باشد، احتمال پیدا کردن آستانه بهینه بالاتر خواهد بود. ولی در عمل سعی می‌شود تعداد این روش‌ها با توجه به کاربرد تعیین شود. ما در این تحقیق از سه روش مطرح Otsu، Kittler و Kapur استفاده کرده‌ایم.
- فاز ۴: مقادیر آستانه‌هایی که توسط سه روش مطرح شده به دست می‌آیند، به عامل تقویتی تحویل داده می‌شوند. حال باید آستانه‌ها توسط عامل تقویتی وزن‌دهی شوند. در ابتدا وزن‌ها می‌توانند به صورت دلخواه یا تصادفی انتخاب گردند، به نحوی که مجموع وزن‌ها یک شود. سپس این وزن‌ها توسط عامل یادگیری تقویتی تغییر کرده تا به مقادیر بهینه خود همگرا شوند. فرض کنید وزن‌های اولیه $W_1, W_2, W_3, \dots, W_n$ باشند، ماکزیمم و مینیمم این وزن‌ها محاسبه می‌شوند:

$$(10)$$

$$W_{\min} = \min(W_1, W_2, \dots, W_n)$$

$$W_{\max} = \max(W_1, W_2, \dots, W_n)$$

تفاوت این دو مقدار یعنی $d = W_{\max} - W_{\min}$ برای تعیین مقدار فاکتور تنظیم Δ که برای تغییر وزن‌ها برای انجام عمل مختلف است، به کار برده می‌شود. هفت عمل از طریق ترکیب وزن‌های ممکن تعریف می‌شود که توسط هر یک از این عمل‌ها از حالتی به حالت دیگر تغییر می‌کند. برای هر وزن سه احتمال حالت وجود دارد:



شکل (۵): نمونه‌هایی از تصاویر پایگاه داده:

(c,b,a) نمونه‌های خوش خیم؛ (f, e,d) نمونه‌های بدخیم

Fig. (5): Some samples of data-base
(a,b,c):benign samples; (d,e,f):malignant samples

۴-۲- معیارهای ارزیابی نتایج

برای مقایسه کمی مرزهای رسم شده توسط پزشک و مرزهای حاصله توسط الگوریتم مذکور، پارامترهای مختلفی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این مقاله پارامترهای آماری دقت^{۱۶}، شباهت^{۱۷}، حساسیت و اختصاصی بودن^{۱۸} مورد استفاده قرار می‌گیرند.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (19)$$

$$\text{Similarity} = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FN + FP} \quad (20)$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (21)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (22)$$

که در آنها: TP بیانگر تعداد پیکسل‌هایی است که در هر دو تصویری که به صورت دستی و خودکار بخش بندی شده‌اند، به عنوان محیط عارضه تعیین شده‌اند. TN بیانگر تعداد پیکسل‌هایی است که در هر دو تصویر به عنوان پوست اطراف عارضه دسته بندی شده‌اند. FP نشان دهنده‌ی تعداد پیکسل‌هایی است که در تصویر خودکار به عنوان عارضه ولی در تصویر دستی به عنوان پوست اطراف بخش بندی شده‌اند. FN بیانگر تعداد پیکسل‌هایی است که در تصویر خودکار به عنوان پوست اطراف عارضه ولی در تصویر دستی به عنوان بخشی از محیط عارضه قرار گرفته‌اند.

با استفاده از مرز حاصله به صورت دستی توسط متخصص پوست، مرزهای خودکار به دست آمده مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. معیاری دیگری تحت عنوان معیار خطای آشکارسازی مرز به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\text{Border Error} = \frac{\text{Area}(AB \oplus MB)}{\text{Area}(MB)} \times 100\% = \frac{FP + FN}{TP + FN} \times 100\% \quad (23)$$

شده با بیشترین تعداد پیکسل‌ها (که همان عارضه و پوست سالم اطراف آن می‌باشد) نگه داشته شده و بقیه اجزا حذف می‌گردند. در نهایت اگر در داخل مرز عارضه حفره‌ای وجود داشت با استفاده از عملیات شکلی روی تصویر باینری، سطح داخل محیط عارضه یکنواخت می‌گردد. در عملیات شکلی، یک جزء ساختاری روی تصویر ورودی اعمال می‌شود و یک تصویر خروجی به همان ابعاد تولید می‌کند. اصلی‌ترین عملیات شکلی عبارتند از گسترش و فرسایش. برای انجام یک عملیات گسترش یا فرسایش ابتدا باید جزء ساختاری تعریف شود، سپس با داشتن این جزء ساختاری و مقایسه با آن می‌توان عملیات گسترش و فرسایش را انجام داد. تعریف ریاضی این روابط به صورت زیر است [۲۶]:

گسترش^{۲۰}: حاصل گسترش تصویر ورودی A با جزء ساختاری B عبارت است از تصویری که اگر انعکاس یافته B روی آن حرکت کند، همچنان زیر مجموعه‌ای از A باشد. به عبارت دیگر:

$$A \oplus B = \{Z1(\hat{B}_z) \cap A \neq \emptyset\} \quad (15)$$

فرسایش^{۲۱}: حاصل فرسایش A با جزء ساختاری B عبارت است از زیر مجموعه‌ای از A که با انتقال B روی آن همچنان جزئی از A باشد. به عبارت دیگر:

$$A \ominus B = \{Z1(B_z) \subseteq A\} \quad (16)$$

از ترکیب این دو عملیات پایه، برخی عملیات دیگر مانند گشودن و بستن تعریف می‌شوند که کاربرد وسیعی در حوزه پردازش تصویر دارند. گشودن عبارت است از فرسایش و سپس گسترش، و همچنین بستن عبارت است از گسترش و سپس فرسایش. روابط و نمادهای این دو تبدیل در زیر ارائه شده است:

گشودن:

$$AOB = (A \ominus B) \oplus B \quad (17)$$

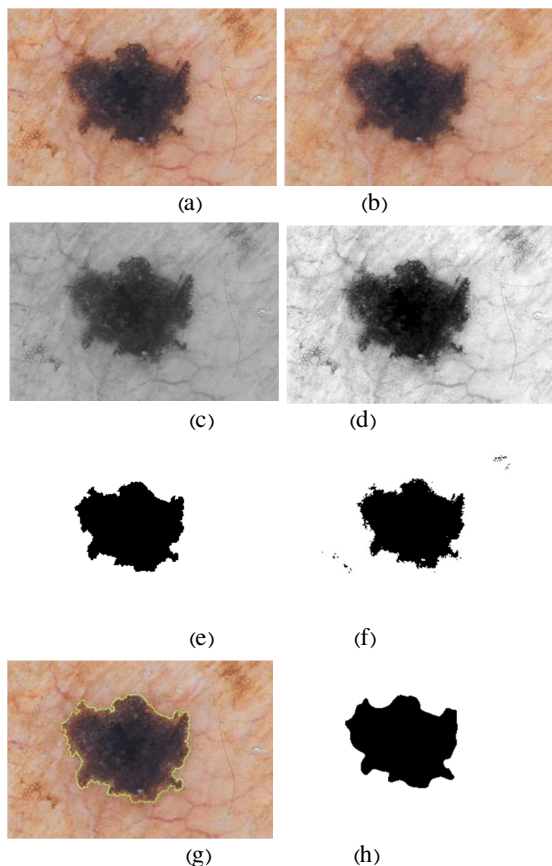
بستن:

$$AOB = (A \oplus B) \ominus B \quad (18)$$

۴- نتایج آزمایش‌ها

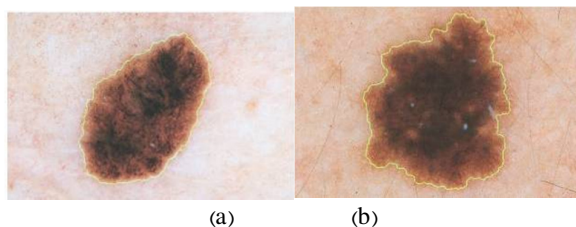
۴-۱- پایگاه داده

در این تحقیق از یک پایگاه داده‌ای استاندارد شامل ۱۰۰ تصویر رنگی مختلف درموسکی اعم از تصاویر ملانوما و غیر ملانوما، که از اطلس درموسکی EDRA [۲۴] و همچنین فعالیت‌های درماتولوژی خصوصی [۲۵] به دست آمده، استفاده شده است. این تصاویر ۲۴ بیتی رنگی در فرمت JPEG با ابعادی از ۷۶۸×۵۱۲ پیکسل تا ۲۵۵۶×۱۶۹۳ پیکسل می‌باشند. به عنوان تصاویر مرجع، جهت مقایسه مرز خودکار به دست آمده، مرز جداگانه‌ای به طور دستی برای هر تصویر توسط متخصص پوست رسم شده است.



شکل (۸): (a) تصویر اصلی؛ (b) حذف مو و نویز؛ (c) انتقال فضای رنگ؛ (d) تنظیم شدت روشنایی؛ (e) بخش بندی توسط الگوریتم پیشنهادی؛ (f) پس پردازش؛ (g) تصویر بخش بندی شده توسط متخصص؛ (h) انطباق مرز حاصل روی تصویر اصلی

Fig. (8): a)Original image; b)Noise and hair removal; c)color channel transformation; d)Intensity adjustment; e)segmentation with proposed method; f)post-processing; g)groundtruth; h)final segmented image



شکل (۷): تصویر درموسکپی (a) قبل و (b) بعد از موزدایی

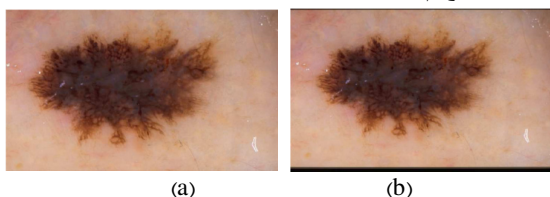
Fig. (7): Dermoscopy image: a)before and b)after hair removal

که در آن AB تصویر باینری حاصل از پر کردن مرز آشکار شده‌ی خودکار می‌باشد و MB همان تصویر حاصل از متخصص می‌باشد و مساحت همان تعداد پیکسل‌های هر یک از نواحی عارضه می‌باشد. عملگر XOR (\oplus) که پیکسل‌هایی که به ازای آنها دو مرز خودکار و دستی با هم مغایر هستند را حاصل می‌کند.

۳-۴- بخش بندی تصاویر با الگوریتم پیشنهادی

قبل از بیان کمی نتایج حاصل از شبیه‌سازی، نتایج تصویری حاصل از عملیات پیش‌پردازش بر روی نمونه‌هایی از تصاویر درموسکپی نشان داده می‌شود:

حذف فریم سیاه:

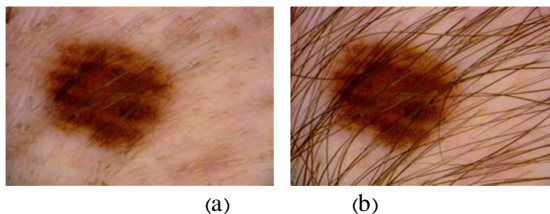


شکل (۶): حذف فریم سیاه:

(الف) تصویر درموسکویی با فریم سیاه؛ (ب) تصویر پس از حذف فریم

Fig. (6): Black frame removal
a)dermoscopy image with a black frame
b)image (a) after frame removal

موزدایی:



شکل (۷): تصویر درموسکپی (a) قبل و (b) بعد از موزدایی

Fig. (7): Dermoscopy image: a)before and b)after hair removal

جهت آموزش سیستم یادگیری تقویتی، برای تمام آزمایش‌ها تعداد اپیزودها برابر $e = 50$ و تعداد تکرار در هر اپیزود برابر $i = 1000$ قرار گرفته است. مقادیر نرخ آموزش $\alpha = 0.1$ و ضریب نزول یا تخفیف برابر $\gamma = 0.7$ تعیین شده‌اند.

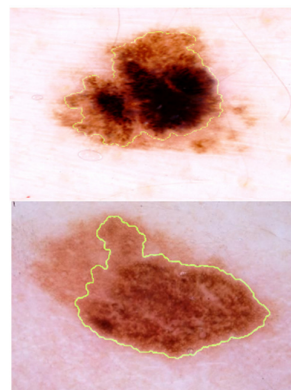
در آزمایش‌ها، از ۱۰۰ تصویر عارضه پوستی اعم از ملانوما و غیرملانوما به همراه تصاویر مرجع آنها، جهت ارزیابی الگوریتم استفاده شده است. بعد از شبیه‌سازی و محاسبه پارامترهای ارزیابی، الگوریتم پیشنهادی دارای میزان دقتی برابر $97/43\%$ ، میزان شباهتی برابر $94/48\%$ ، و همین طور حساسیتی برابر $90/69\%$ و اختصاصی بودن $99/70\%$ شد. همچنین میانگین خطای آشکارسازی مرز برای گروه خوش‌خیم $10/36\%$ و برای گروه بدخیم $15/55\%$ به دست آمد.

نتیجه موفق اعمال الگوریتم بخش‌بندی فوق روی نمونه دیگری از تصویر درموسکپی در ادامه آمده است.

Table (1): Simulation results for proposed in compare with other methods

جدول (۱): نتایج شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی و مقایسه آن با روشهای دیگر

Metric Method	Accuracy	Similarity	Sensitivity	Specificity
SRM	96.27%	91.55%	92.45%	97.43%
JSEG	96.70%	93.23%	92.05%	99.02%
Proposed Method	97.43%	94.48%	90.69%	99.70%



(c) (d)

شکل (۹): (a و b) نمونه‌های دیگری از بخش بندی موفق روش پیشنهادی، (c و d) نمونه‌های از بخش بندی ناموفق روش پیشنهادی

Fig. (9): (a,b) Other examples of successful segmentation; (c,d) examples of unsuccessful segmentation

Table (2): Percentage border error statistics for each border detection method

جدول (۲): نرخ خطای مرز برای هر یک از روش‌های آشکار سازی

Method	گروه عارضه خوش خیم (۷۰ تصویر)		گروه عارضه بدخیم (۳۰ تصویر)	
	mean	Standard deviation	mean	Standard deviation
Histogram thresholding	19.87	59.51	96.41	234.46
GVF snakes	13.77	5.61	76.19	8.60
JSEG	10.78	6.28	14.91	8.40
Proposed method	10.36	5.37	15.55	8.60

پیش‌پردازش و یکنواخت سازی، الگوریتم مذکور پیاده شده و تصاویر J به دست می‌آیند. در فاز دوم کار، یک روش رشد نواحی برای بخش بندی تصویر بر اساس J-image به کار برده می‌شود.

جدول (۱) مقادیر پارامترها جهت مقایسه روش پیشنهادی با سایر روشهای مطرح را نشان می‌دهد. همان طور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی دارای میزان دقت و شباهت بالاتری در مقایسه با روش‌های خودکار دیگر می‌باشد.

جدول (۲) مقادیر میانگین و انحراف از معیار خطای آشکار سازی مرز را برای روش پیشنهادی و همچنین روشهای مختلف و بر روی گروه‌های تصویری ملانوما و غیرملانوما در مجموعه تصویر نشان می‌دهد.

همانطور که در جدول مشاهده می‌شود در بین روشها، روش پیشنهادی با در صد خطای ۱۰/۳۶ حائز کمترین خطای میانگین در گروه خوش خیم شده است. از طرف دیگر برای گروه ملانوما، روش پیشنهادی به طور قابل ملاحظه‌ای با روش JSEG در رقابت است. همان طور که ملاحظه می‌شود نسبت درصد خطای آشکار سازی مرز در گروه بدخیم بیشتر از گروه خوش خیم می‌باشد که می‌توان آنرا به دلیل وجود بی قاعدگی مرز و خون مردگی اطراف عارضه و همچنین گوناگونی رنگ بیشتر در عارضه‌های بدخیم به ویژه ملانوما دانست. در بین روشهای خودکار، روش آستانه‌گذاری مبتنی بر هیستوگرام کم‌ثبات‌ترین روش برای هر دو گروه خوش خیم (با انحراف معیار ۵۳/۵۹٪) و بدخیم (با

همان طور که ذکر شد نسبت درصد خطای آشکار سازی مرز در گروه ملانوما بیشتر می‌باشد که می‌توان آنرا به این دلیل دانست که در بعضی از عوارض ملانوما، اطراف عارضه خون‌مردگی‌هایی مشاهده می‌شود که دارای تمایز پایین بوده و به رنگ پوست پس‌زمینه نزدیکتر است. روش خودکار پیشنهادی تیزترین^{۱۹} و شدیدترین تغییر رنگ را به عنوان آستانه انتخاب می‌کند در حالی که متخصصین پوست بیرونی‌ترین تغییر رنگ، که همان خون‌مردگی‌های اطراف عارضه می‌باشد را نیز جزیی از عارضه در نظر می‌گیرند، که این موجب افزایش خطای آشکار سازی مرز می‌شود. شکل (۹) نمونه‌هایی از بخش‌بندی موفق و ناموفق را نشان می‌دهد.

۴-۴- بررسی و مقایسه با روشهای رایج دیگر

روش پیشنهادی با سه روش خودکار مطرح در این زمینه مقایسه می‌گردد. این روش‌ها عبارتند از: روش آستانه گذاری بر مبنای هیستوگرام [۲۲]، روش بر اساس GVF snake [۲۳] و روش مبتنی بر یک مدل ارتقا یافته از الگوریتم JSEG [۸]. که در ادامه جهت مقایسه بهتر جزئیاتی از آنها را ارائه می‌دهیم.

در روش آستانه گذاری بر مبنای هیستوگرام، نواحی عارضه در هر صفحه‌ی RGB توسط آستانه گذاری بر مبنای هیستوگرام تعیین می‌گردد و مجموع این نواحی به عنوان نتیجه بخش بندی اولیه در نظر گرفته می‌شود. این نتیجه با یک فیلتر میانه یکنواخت می‌گردد و با استفاده از عملیات ریخت شناسی حفره‌های درون و نواحی مجزایی که در بیرون عارضه وجود دارند را حذف می‌کند. در روش GVFsnake، یک GVF snake مورد استفاده قرار گرفته است. در این روش ابتدا تصویر پیش پردازش می‌گردد و یک تصویر سطح خاکستری به دست می‌آید. سپس این تصویر سطح خاکستری با روش Otsu آستانه‌گذاری می‌گردد تا اینکه snake از منطقه‌ای نزدیک مرز عارضه واقعی شروع شود. در روش مبتنی بر مدل ارتقا یافته الگوریتم JSEG از یک Modified-JSEG استفاده شده است که در آن بعد از

استفاده از طرح‌های ادغام مختلف و توابع پاداش مختلف دیگر می‌تواند در بهبود نتایج موثر باشد.

سیاسگزاری

در پایان از زحمات آقای دکتر M.Emre Celebi (استادیار دانشگاه ایالت لویی زینا) صمیمانه قدردانی می‌نمایم.

پی نوشت

- 1- Melanoma
- 2- Dermoscopy
- 3- Statistical Region Merging
- 4- Gradient Vector Flow snakes
- 5- Sensitivity
- 6- precision
- 7- Reinforcement Learning Algorithm
- 8- Reinforce Agent
- 9- Agent
- 10- Environment
- 11- Policy
- 12- Reinforcement Learning
- 13- Exploration
- 14- Exploitation
- 15- Markov Decision Problems
- 16- Similarity
- 17- Specificity
- 18- Accuracy
- 19- Sharpest
- 20- Dialation
- 21- Erotion

انحراف معیار $(\frac{234}{46})\%$ می‌باشد. از طرف دیگر، با ثبات‌ترین روش برای گروه خوش‌خیم روش پیشنهادی (با انحراف معیار $(\frac{5}{37})\%$) می‌باشد. در حالی که برای گروه ملانوما روش JSEG (با انحراف معیار $(\frac{8}{40})\%$) با ثبات‌ترین روش است.

۵- جمع بندی و نتیجه گیری

در این مقاله، یک روش خودکار و بدون ناظر برای بخش بندی عارضه‌های پوستی در تصاویر درموسکپی مبتنی بر طرح ادغام آستانه‌ها بر اساس الگوریتم یادگیری تقویتی ارائه شد. روش مطرح شده شامل سه فاز اصلی می‌باشد: پیش پردازش، بخش بندی و پس پردازش. این روش بر روی مجموعه‌ای از ۱۰۰ تصویر درموسکپی (۳۰ تصویر ملانوما و ۷۰ تصویر عارضه خوش خیم) مورد آزمایش قرار گرفت.

در این تحقیق، یک طرح ادغام سه روش آستانه گذاری مطرح مبتنی بر الگوریتم یادگیری تقویتی جهت یافتن آستانه بهینه برای بخش بندی تصاویر درموسکپی مورد استفاده قرار گرفت، که طی آن عامل تقویتی الگوریتم یادگیری، آستانه بهینه را از طریق وزن دهی به روش‌های مختلف آستانه گذاری یاد می‌گیرد و در نهایت تصویر را با آستانه‌ی بهینه بخش بندی می‌کند و عارضه‌ی سرطانی با دقت خوبی آشکار می‌شود.

مرزهای تعیین شده توسط متخصص پوست، به عنوان مرجع ارزیابی مد نظر قرار گرفت. خطای آشکار سازی مرز و پارامترهای دیگر نظیر دقت و شباهت، جهت مقایسه مرز خودکار و مرز دستی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج با سه روش خودکار مطرح دیگر مقایسه شده است. که در این قیاس روش پیشنهادی دارای دقت $97/43\%$ و خطای مرزی برابر $10/36\%$ را فراهم کرده است.

References

- [1] A. Jemal, R. Sigel, E. Ward, Y. Hao, J. Xu, M.J. Thum, "Cancer Statistics 2009", CA Cancer J. Clin, Vol. 59, pp. 225-249, 2009.
- [2] G. Argenziano, H.P. Soyer, V.D. Giorgi, "Dermoscopy: A tutorial", EDRA Medical publishing & new media, Milan, Italy, 2002.
- [3] K. Steiner, M. Schemper, "Statistical evaluation of epiluminescence dermoscopy criteria for melanocytic pigmented lesions", J. Am. Acad. Dermatol., Vol. 29, No. 4, pp. 581-588, 1993.
- [4] W.V. Stoecker, K. Gupta, R.J. Stanley, R. Joe, R.H. Moss, Bijaya, Shrestha, "Detection of asymmetric blotches in dermoscopy images of malignant melanoma using relative color", Skin Res. Technol., Vol. 11, No. 3, pp. 179-184, 2005.
- [5] M.E. Celebi, H.A. Kingravi, Y.A. Aslandogan, W.V. Stoecker, "Detection of blue-white veil areas in dermoscopy images using machine learning techniques", Proc. of SPIE Medical Imaging Conf., SanDiego, pp. 1861-1868, 2006.
- [6] M.E. Celebi, H. Iyatomi, G. Schaefer, W.V. Stoecker, "Lesion border detection in dermoscopy images", Computerized Medical Imaging and Graphics, Vol. 33, No. 2, pp. 148-153, 2009.
- [7] G. Rahil, A. Mohammad, "Skin lesion segmentation using color channel optimization and clustering-based histogram thresholding", International Journal of Medicine and Medical Sciences, Vol. 1, pp. 126-133, 2010.
- [8] M. Celebi, Y. Aslandogan, "Unsupervised border detection in dermoscopy images", Skin Research and Technology, Vol. 1, pp. 1-9, 2007.
- [9] M.E. Celebi, H.A. Kingravi, H. Iyatomi, Y.A. Aslandogan, W.V. Stoecker, R.H. Moss, J.M. Malters, J.M. Grichnik, A.A. Marghoob, H.S. Rabinovitz, S.W. Menzies, "Border detection in dermoscopy images using statistical region merging", Skin Research and Technology, Vol. 14, pp. 347-353, 2008.
- [10] M. Celebi, K. Hassan, H. Iyatomi, "Fast and accurate border detection in dermoscopy images using statistical region merging", Skin reseach and technology, Vol. 14, pp.1-7, 2007.

- [11] J. Tang, "A multi-direction Gvf snake for the segmentation of skin cancer images", *Pattern Recognition*, Vol. 42, pp. 1172-1179, 2009.
- [12] S.G. Rajab, "Skin lesion segmentation using Co-operative neural network edge detection and color normalization", 9th IEEE international conference on Biomedicine, pp. 1-4, 2009.
- [13] Y. Borlu, "Accurate segmentation of Dermoscopic images by image thresholding based on Type-2 fuzzy logic", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 17, No. 4, pp. 976-982, 2009.
- [14] B. Sankur, M. Sezgin, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation", *J. Electron. Imaging*, Vol. 13, No.1, pp. 146-165, 2004.
- [15] R.S. Sutton, A.G. Barto, *Reinforcement Learning: An introduction*, Cambridge, MIT press, 1998.
- [16] F. Melgani, "Robust image binarization with ensembles of thresholding algorithms", *J. Electron Imaging*, Vol. 15, pp. 023010, 2006.
- [17] B. Sankur, M. Sezgin, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation", *J. Electron. Imaging*, Vol. 13, No. 1, pp. 146-165, 2004.
- [18] J. Kittler, J. Illingworth, "Minimum error thresholding", *Pattern Recognition*, Vol. 19, No. 1, pp. 41-47, 1986.
- [19] J.N. Kapur, P.K. Sahoo, A.K.C. Wong, "A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram", *Graph Model Im. Proc*, Vol. 29, pp. 273-285, 1985.
- [20] M. Shokri, H.R. Tizhoosh, "A reinforcement agent for threshold fusion", *Applied Soft Computing*, Vol. 8, pp. 174-181, 2008.
- [21] G. Argenziano, H.P. Soyer, D.G. Vet, *Dermoscopy:a tutorial*. Milan, Italy: EDRA Medical Publishing & New Media, 2002.
- [22] P. Pagadala, Tumor border detection in epiluminescence microscopy images. MS Thesis. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Missouri- Rolla, 1998.
- [23] B. Erkol, R.H. Moss, R.J. Stanley, W.V. Stoecker, E. Hvatum, "Automatic lesion boundary detection in dermoscopy images using gradient vector flow snakes", *Skin Res Technol*, Vol. 11, pp.17-26, 2005.
- [24] G. Argenziano, H.P. Soyer, and V. De Giorgi et al., *Dermoscopy:A Tutorial*, EDRA Medical Publishing &New Media, 2002.
- [25] M.E. Celebi, H.A. Kingravi, H. Iyatomi, Y.A. Aslandogan, W.V. Stoecker, R.H. Moss, J.M. Malters, J.M. Grichnik, A.A. Marghoob, H.S. Rabinovitz, S.W. Menzies, "Border detection in dermoscopy images using statistical region merging", *Skin Research and Technology*, Vol. 14, pp. 347-353, 2008.
- [26] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd ed., Prentice Hall, New Jersey, 2002, 07458.

