

## تشخیص بدون نظارت سرطان پوست با ادغام ویژگی‌های بافت و لبه در تصاویر پوستی

حامد آقاپناه رودسری<sup>۱</sup>، حسن قاسمیان یزدی<sup>۲</sup>

۱- فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه تربیت مدرس- تهران- ایران

[h.aghapanah@modares.ac.ir](mailto:h.aghapanah@modares.ac.ir)

۲- استاد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه تربیت مدرس- تهران- ایران

[ghassemi@modares.ac.ir](mailto:ghassemi@modares.ac.ir)

چکیده: در این مقاله روشی جدید برای استخراج ویژگی از تصاویر به منظور بالا بردن دقت تشخیص سرطان پوستی ملانوم ارائه می‌شود. این روش به صورت بدون نظارت اجرا می‌شود. برای این کار، ابتدا در یک فرآیند ناحیه بندی تصویر، ضایعه از پوست طبیعی اطرافش جدا می‌گردد. در مرحله بعد، یک سری ویژگی‌های بافتی و شکلی از تصویر ضایعه استخراج می‌شود: ماتریس هم رخداد، ماتریس طول اجزا، ویژگی‌های جهتی فرکانسی، و پارامترهای تبدیل Ripplet، به عنوان ویژگی‌های بافتی؛ و ممان‌های زرنیک و ویژگی‌های طول شعاعی نرمالیزه شده برای بیان ویژگی‌های شکلی، استفاده شده‌اند. به طور کلی، تعداد ۶۳ ویژگی بافتی و ۳۱ ویژگی شکلی برای تصاویر استخراج شد. ابعاد این ویژگی‌ها با استفاده از تبدیل PCA و یک روش پیشنهادی کاهش می‌یابند. برای طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده، طبقه‌بندهای شبکه عصبی پرسپترون، ماشین بردار پشتیبان، چهارمین نزدیک‌ترین همسایه، و بیز به کار رفته و طبقه‌بندی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان دارای دقت ۸۹٫۱ درصد و صحت ۹۲٫۰۷ است. الگوریتم پیشنهادی روی پایگاه داده‌ای از تصاویر برچسب خورده پوست پیاده‌سازی شد. نتایج طبقه‌بندی‌ها با استفاده از ویژگی‌های به دست آمده، نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در طبقه بندی تصاویر، هم از جنبه دقت و هم صحت، بر روش‌های پیشین برتری دارد و دقت تا ۹۱ درصد و صحت تا ۹۴٫۷۳ درصد افزایش یافت.

**واژه‌های کلیدی:** استخراج ویژگی، تبدیل Ripplet، سرطان پوست، ویژگی بافتی، ویژگی شکلی

تولید می‌شود و در صورتی که درمان نشود، از طریق خون به تمام نقاط بدن منتقل می‌شود. طبق گزارش سازمان بهداشت جهانی در سال ۲۰۰۹، در بین کارگران کشور نیوزلند که در معرض نور خورشید بودند، ملانوم به مرگ حدود ۴۸ هزار نفر منجر شد [۱]. بهترین شیوه درمان این سرطان، تشخیص در مراحل اولیه

### ۱- مقدمه

یکی از رایجترین و خطرناک‌ترین انواع سرطان‌های پوست، سرطان ملانوم (CMM<sup>2</sup>) است. سالانه از بین ۲۰ میلیون نفر بیمار مشکوک، ۳/۵ میلیون نفر مبتلا به ملانوم تشخیص داده می‌شوند. ملانوم یک تومور کشنده ملانوسیتی است که از تولید نامنظم رنگدانه‌های تیره‌ای به نام ملانین



شکل (۱): روند نمای سیستم پیشنهادی

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۱/۰۷/۰۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۳/۰۱/۲۴

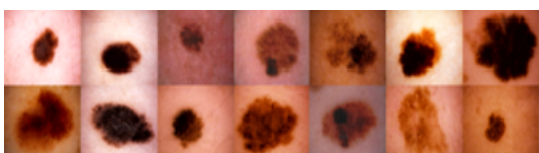
نام نویسنده مسؤول: دکتر حسن قاسمیان یزدی

نشانی نویسنده مسؤول: ایران، تهران، دانشگاه تربیت مدرس،

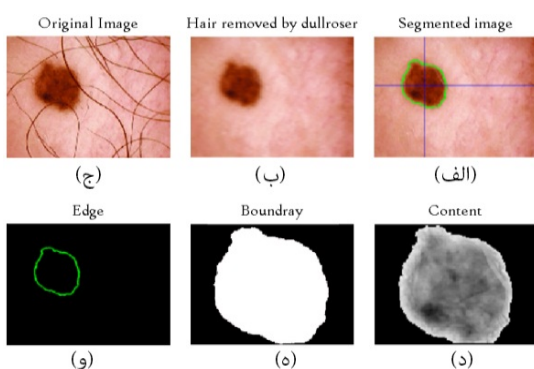
دانشکده برق و کامپیوتر

تشخیص بدون نظارت سرطان پوست با ادغام ویژگی‌های بافت و لبه در تصاویر پوستی

پزشک، نسبت به معاینه بالینی چشمی، بین ۵ تا ۳۰ درصد افزایش می‌یابد [۳]. در این مقاله، تعداد ۱۶۰ تصویر درموسکوپی برجسب خورده از یک پایگاه داده استفاده شد [۴]. شکل (۲) تعدادی از این تصاویر را نشان می‌دهد.



شکل (۲): نمونه‌ی تصاویر درموسکوپ مورد استفاده مقاله



شکل (۳): فرآیند پیش پردازش در این مقاله: تصویر

اولیه (الف) حذف مو به وسیله نرم افزار **Dullrazor**: (ب) اعمال روش **AMSFCM**: (ج) بافت ناحیه؛ (د) شکل ضایعه (ه) مرز ناحیه (و)

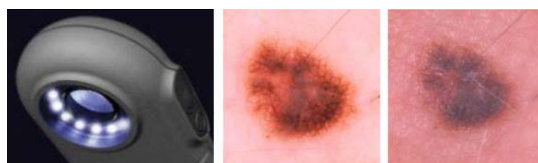
### ۳- پیش پردازش

پیش پردازش لازم در تصاویر پوست، شامل سه مرحله: کاهش نویز، حذف مو و ناحیه بندی است. نویز تصاویر پوست معمولاً از نوع گاوسی مستقل از تصویر بوده، به کمک فیلتر پایین گذر گاوسی کاهش می‌یابد. در فرآیند بعدی آرتیفکت‌هایی مانند مو و حباب در آب یا روغن از تصویر حذف می‌گردد. می‌توان مو و این حباب‌ها را با استفاده از برنامه **Dullrazor**، حذف نمود [۵]. شکل (۳)،



شکل (۴): دو دسته ویژگی استخراجی از تصویر ضایعه

پوستی



شکل (۱): تصویر ضایعه با دوربین عادی [۲] (الف)، تصویر ضایعه با درموسکوپ (ب)، درموسکوپ (ج)

و جلوگیری از گسترش ضایعه با کمک جراحی است. تشخیص و درمان زود هنگام سرطان ملانوم از روی تصاویر پوستی، سبب کاهش چشمگیر مرگ و میر مبتلایان می‌گردد. اگرچه ملانوم پوستی بسیار خطرناک است، تشخیص بموقع و درمان مناسب، در ۹۰ درصد موارد، باعث جلوگیری از مرگ مبتلایان می‌شود. در این مقاله روشی برای تشخیص خودکار این سرطان با استفاده از تصاویر گرفته شده از ضایعه مشکوک پوستی بررسی می‌شود. مطالبی که در ادامه ارائه می‌شود، به این ترتیب هستند: در بخش دوم فرآیند اخذ تصویر توسط درموسکوپ، و پس از آن در بخش سوم پیش پردازش لازم بر روی این تصاویر آمده است. در بخش چهارم، به فرآیند استخراج ویژگی‌های بافتی و شکلی از تصویر ضایعه، و در بخش پنجم، به توصیف فرآیند ادغام ویژگی‌ها پرداخته شد. در پایان نیز، ارزیابی و جمع‌بندی ارائه گردید.

### ۲- اخذ تصویر

شکل (۱) بلوک روندنمای کلی از سیستم پیشنهادی را با پنج بخش مختلف نشان می‌دهد. اولین بخش در این روندنما، بلوک اخذ تصویر است. برای اخذ تصویر پوست از درموسکوپ استفاده می‌شود. درموسکوپ ابزاری مفید برای تصویربرداری پوست با دقت بالا برای تشخیص بموقع ملانوم است که روشی غیر تهاجمی است. مطالعات تشخیص ضایعات پوستی با استفاده از درموسکوپ به سال ۱۹۸۷ باز می‌گردد [۲]. در شکل (۱)، دوربین درموسکوپ و تفاوت بین تصاویر اخذ شده از ضایعه رنگ دانه‌ای مشکوک را به کمک دوربین عکاسی ساده و درموسکوپ نشان می‌دهد. دقت تشخیص، بسته به نوع ضایعه پوست و تجربه

پنجره مربعی تقسیم بندی می‌نماییم؛ به طوری که با یکدیگر همپوشانی نداشته باشند و هیچ‌کدام از پنجره‌ها، شامل نقاط مرزی ضایعه نباشند؛ به عبارت دیگر، این پنجره‌ها فقط شامل نقاط داخل ضایعه خواهند بود. از این پنجره‌های مربعی ویژگی‌های بافتی استخراج می‌گردد. با استفاده از ویژگی‌های به دست آمده، هر پنجره به عنوان بافت سرطانی یا سالم برچسب می‌خورد. در نهایت، با استفاده از معیار رای اکثریت، سرطانی یا سالم بودن ضایعه مشخص می‌شود.

اندازه پنجره باید با توجه به ساختار ضایعه انتخاب شود اما هم حجم محاسبات بالا خواهد رفت و هم دقت ویژگی‌های استخراجی کاهش می‌یابد. از سوی دیگر، ابعاد بزرگ پنجره، حجم محاسبات را کاهش داده و دقت ویژگی‌های استخراجی را بالا می‌برد، اما نمی‌توان از تمام بافت ضایعه استفاده کرد. در تحقیق پیش رو، عملیات استخراج ویژگی‌های بافتی با استفاده از پنجره‌هایی با ابعاد ۳۲، ۶۴، ۱۲۸، ۲۵۶ و ۵۱۲ انجام گرفت. بهترین نتیجه حاصل از روش سعی و خطا مربوط به پنجره ۶۴×۶۴ است.

#### الف- ماتریس هم رخداد و طول اجزا

ماتریس هم رخداد (GLCM) و طول اجزا (GLRLM) دو نوع ماتریس هستند که می‌توانند برخی از ویژگی‌های آماری را از بافت استخراج نمایند. در هر دو روش، ابتدا از پنجره همسایگی هر پیکسل تصویر، یک ماتریس  $p(i, j)$  تولید می‌شود. هارالیک<sup>۶</sup> برای اولین بار ماتریس هم رخداد را معرفی نمود. این ماتریس بیانگر احتمال وجود نقاطی با سطوح روشنایی مفروض در فاصله و زاویه معین از یکدیگر در تصویر است [۹]. در اینجا، چهار ویژگی «کنتراست، انرژی، آنتروپی و همگنی» با استفاده از روابط (۱) تا (۴) بر روی ماتریس GLCM استفاده شده است [۱۰].

$$Contrast = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N ((i-j)^2 \times p(i, j)) \quad (1)$$

$$Energy = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (p(i, j)^2) \quad (2)$$

نتیجه اعمال این برنامه را روی یک تصویر نشان می‌دهد. در فرآیند حذف مو خطوط مشکی تصویر پوست، شناسایی و با استفاده از میانگین‌گیری آماری جایگزین می‌شود.

در فرآیند ناحیه بندی نیز، بخش ضایعه از ناحیه اطرافش جدا می‌شود. یکی از روش‌های متداول برای این کار، استفاده از روش AMSFCM است [۶]. شکل (۳)، نتایج مراحل پیش‌پردازش را نشان داده می‌دهد.

#### ۴- استخراج و ادغام ویژگی

در تشخیص ضایعه پوست، از روش طبعی ABCD استفاده می‌شود. در قانون ABCD، به ویژگی‌های ضایعه، مانند: تقارن، مرز، رنگ و قطر ناحیه نمره داده می‌شود و نمره حاصله ارزیابی می‌شود [۷، ۸]. طبق قانون فوق، ویژگی‌های مستخرج از تصویرهای پوستی سه قسم هستند: ویژگی‌های مرز یا شکل، ویژگی‌های بافت و ویژگی‌های رنگ. در این مقاله از ترکیب دو نوع ویژگی بافت و شکل استفاده شد. نور پردازشی درموسکوپ متغیر است. این تغییرات به طور مستقیم روی متغیر رنگ تأثیر می‌گذارد. لذا این متغیر، حذف گردید.

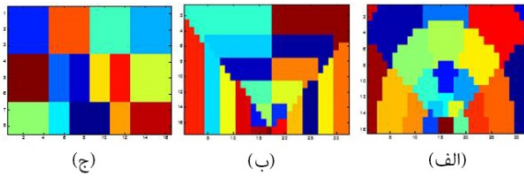
شکل و بافت ضایعه، دارای ویژگی‌هایی است که با توجه به روند نمای شکل (۴) استخراج می‌شوند. بافت تصویر، عبارت است از: تغییرات غیر ایستای سطوح روشنایی که می‌توانند تکراری یا غیر تکراری باشند. کوچکترین بخش بافت نیز، زیربافت نامیده می‌شود. در این مقاله، از چهار روش معمول برای استخراج ویژگی بافتی استفاده گردید، که عبارتند از: ویژگی‌های جهت-فرکانس طیف توان، تبدیل Ripplet، ماتریس هم رخداد<sup>۷</sup>، و ماتریس طول اجزا<sup>۸</sup>. دو روش ممان زرنیکی و پارامترهای NRL<sup>۹</sup> برای استخراج ویژگی‌های شکلی استفاده شد. در ادامه، این دو دسته از ویژگی‌ها ارائه می‌شود.

#### ۴-۱- ویژگی‌های بافتی

برای استخراج ویژگی‌های بافتی، ابتدا ضایعه را به چند

تشخیص بدون نظارت سرطان پوست با ادغام ویژگی‌های بافت و لبه در تصاویر پوستی

انتخاب شیوه افراز، به توزیع فرکانسی و ساختار بافت‌ها باز می‌گردد. شکل (۶) نشان‌دهنده سه دسته ماسک مستقل در حوزه فرکانس است. این سه نوع ماسک در طیف فوریه



شکل (۵): ناحیه بندی حوزه فرکانس به سه شیوه مختلف برای طراحی فیلتر بانک: دایره ای (الف)، مثلثی (ب)، مستطیلی (ج)

تصویر ضرب می‌شود و حاصل جمع مقادیر هر ناحیه بیانگر ویژگی رقمی شده آن ناحیه است.

### ج: تبدیل Ripplet

این تبدیل در واقع گسترشی از تبدیل Curvelet است که توانایی تحلیل تصاویر و سیگنال‌ها را در مقیاس‌ها و جهت‌های مختلف داراست [۱۵]. اگر تابع  $f(\vec{x})$ ، یک تابع دوبعدی انتگرال پذیر باشد، تبدیل Ripplet آن،  $R(a, \vec{b}, \theta)$ ، از روابط (۱۱) تا (۱۳) قابل محاسبه است. در این روابط،  $\rho_{a, \vec{0}, 0}(\vec{x})$  تابع پایه تبدیل با مقیاس  $a$  بوده، پارامترهای  $\vec{b}$  و  $\theta$  بر موقعیت و چرخش آن دلالت دارند.  $\varphi_\theta$  نیز ماتریس چرخش است که از رابطه (۱۳) قابل محاسبه است. نمایش تابع پایه، در حوزه فرکانس، از رابطه (۱۴) به دست می‌آید، که در آن،  $a$  پارامتر مقیاس و  $\bar{\rho}_a(r, \omega)$  تبدیل فوریه تابع پایه در سیستم مختصات قطبی است.  $w(r)$  معرف تابع پنجره شعاعی و  $V(\omega)$  معرف تابع پنجره زاویه‌ای است که باید شرایط روابط (۱۵) و (۱۶) را برآورده کنند. دامنه توابع  $W$  و  $V$ ، به ترتیب، در فاصله بین  $[-1, 1]$  و  $[\frac{1}{2}, 2]$  است.  $c$  و  $d$  نیز به ترتیب، پارامتر پشتیبان تبدیل و درجه تبدیل خوانده می‌شوند.

$$R(a, \vec{b}, \theta) = \langle f, \rho_{a, \vec{b}, \theta} \rangle = \int f(\vec{x}) \bar{\rho}_{a, \vec{b}, \theta} d\vec{x} \quad (11)$$

$$\rho_{a, \vec{b}, \theta}(\vec{x}) = \rho_{a, \vec{0}, 0}(\varphi_\theta(\vec{x} - \vec{b})) \quad (12)$$

$$\varphi_\theta = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\bar{\rho}_a(r, \omega) = \frac{1}{\sqrt{c}} a^{\frac{1+d}{2d}} W(ar) V\left(\frac{a \cdot d^{-1}}{c \cdot a}, \omega\right) \quad (14)$$

$$Entropy = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\log(p(i, j)) \times p(i, j)) \quad (3)$$

$$Homogeneity = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left( \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \right) \quad (4)$$

ماتریس طول اجزا نیز مشابه ماتریس هم رخداد تعریف می‌شود [۱۱]. از این ماتریس نیز شش ویژگی متداول با استفاده از روابط (۵) تا (۱۰)، استخراج می‌شود.

$$SRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{N1} \sum_{j=1}^{N2} \frac{P(i, j)}{j^2} \quad (5)$$

$$LRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{N1} \sum_{j=1}^{N2} j^2 \times P(i, j) \quad (6)$$

$$GLNU = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{N1} \left( \sum_{j=1}^{N2} P(i, j) \right)^2 \quad (7)$$

$$RLNU = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{N2} \left( \sum_{i=1}^{N1} P(i, j) \right)^2 \quad (8)$$

$$RP = n \sum_{j=1}^{N2} \sum_{i=1}^{N1} \frac{1}{j \times P(i, j)} \quad (9)$$

$$Frac = \frac{n}{\sum_{i=1}^{N1} \sum_{j=1}^{N2} j \times P(i, j)} \quad (10)$$

### ب: ویژگی‌های جهت - فرکانس:

ژوزف فوریه (۱۷۶۸-۱۸۳۰)، ریاضیدان و فیزیکدان فرانسوی، مفهومی به نام تبدیل فوریه را بنیان نهاد که در علوم مختلف کاربردهای فراوانی یافته است. تحقیقات گذشته نشان می‌دهد که می‌توان برای استخراج ویژگی‌های بافت‌ها از اندازه مؤلفه‌های فرکانسی بهره گرفت [۱۲-۱۴]. مانند روش‌های قبلی، ابتدا ضایعه، به پنجره‌هایی ناهمپوشان تقسیم می‌شود. سپس از این پنجره‌ها تبدیل فوریه گرفته، تبدیل طیف توان (Power Spectral Density) که بیانگر مقادیر اندازه در مؤلفه‌های فرکانسی تصویر است، محاسبه می‌گردد. با توجه به مقارن بودن PSD، می‌توانیم بدون از دست دادن اطلاعات، فقط از نیمه بالایی آن استفاده کنیم. در مرحله بعد، با افراز PSD، از مجموع مؤلفه‌های بخش‌های این افراز به عنوان ویژگی‌های جهت-فرکانس پنجره مربعی مورد نظر، استفاده می‌شود.

شکل (۵) روش‌های مختلف افراز حوزه فرکانس را با سه دسته ماسک «مثلثی، مستطیلی، و دایره‌ای» پیشنهاد شده در این مقاله نشان می‌دهد. نکته قابل ذکر این است که

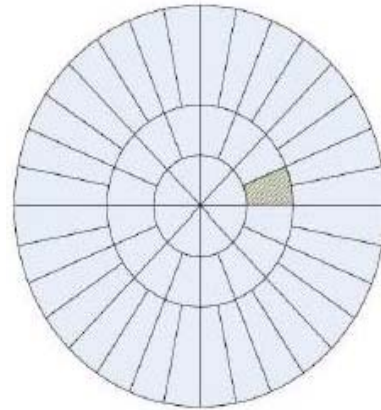
اضافه می‌گردد. بردار نهایی به عنوان ویژگی بافتی حاصل از Ripplet استفاده می‌شود.

$$\int_{\frac{1}{2}}^2 W^2(r) \frac{dr}{r} = 1 \quad (15)$$

$$\int_{-1}^1 V^2(t) dt = 1 \quad (16)$$

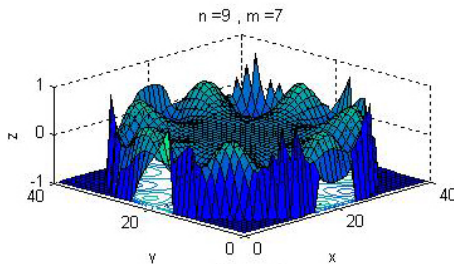
#### ۴-۲- ویژگی‌های شکلی

در ویژگی‌های بافتی تصویر به قطعه‌هایی تقسیم و برای هر زیر قطعه تصمیم‌گیری می‌شود، اما در این قسمت، ویژگی‌های شکل از تمام مرز ضایعه درون پنجره مربعی به ضلع N استخراج می‌شوند.

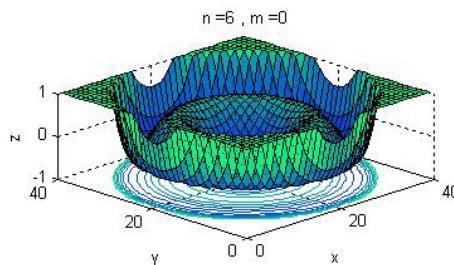


الف: چند جمله‌ای زرنیک

شکل (۶): تقسیمات حوزه فرکانس تبدیل Ripplet [۱۶]



(الف)



(ب)

شکل (۷): نمایش سه بعدی دو تابع پایه زرنیک. (الف)  $V_{9,7}$  و

(ب)  $V_{6,0}$

مؤلفه‌های زرنیک، برای استخراج ویژگی‌های شکلی ضایعه با استفاده از مجموعه‌ای چندجمله‌ای‌های زرنیک، استفاده می‌شوند [۱۷]. از آنجا که چندجمله‌ای‌های زرنیک متعامد هستند، می‌توانند ویژگی‌های یک تصویر را بدون هیچ افزودگی و یا همپوشانی اطلاعات استخراج نمایند.

در استفاده از مؤلفه‌های زرنیک این است که در نواحی بیرون از ضایعه، تعریف نشده است. برای حل این مسأله،

تقسیمات حوزه فرکانس تبدیل در شکل (۷) نشان داده شده است. این تبدیل نسبت به تبدیلات دیگر نظیر موجک، دارای درجه آزادی بیشتر، و تمرکز بیشتر در مرکز است. این روش همانند روش پیشنهادی در حوزه فرکانس است. مناطق مختلف نشان داده شده ماسکی بر حوزه فرکانس اعمال می‌نمایند. تفاوت این روش و روش پیشنهادی در بزرگتر بودن پایه و در فرکانس‌های غیر مرکز تقسیمات زاویه ای و تغییرات شعاعی ناحیه بیشتر می‌شود. منطقه مؤثر در تبدیل با متغیرهای c و d قابل تنظیم است. برای  $d=1$  در هر دو محور، موزاییکی شدن به صورت تبدیل Curvelet می‌شود. به ازای d برابر ۲، این قطعه‌بندی به شکل سهمی، و برای d برابر ۳، به فرم مکعب تبدیل می‌شود.

در این بخش نیز مانند روش‌های قبلی، ابتدا ضایعه به پنجره‌هایی ناهمپوشان تقسیم می‌گردد. سپس تبدیل Ripplet این پنجره‌ها محاسبه می‌شود که خروجی حاصل از این کار بردار مؤلفه‌های Ripplet است. پس از محاسبه تبدیل Ripplet برای هر پنجره، علاوه بر بردار حاصل از تبدیل، آمارگان آن، نظیر: میانگین، انحراف معیار و ممان سوم، نیز برای هر بردار استخراج شده و به انتهای بردار

تشخیص بدون نظارت سرطان پوست با ادغام ویژگی‌های بافت و لبه در تصاویر پوستی

$$\text{Perimeter} = \sum_{i=2}^N |R(\theta_i) - R(\theta_{i-1})| \quad (18)$$

$$\text{Compactness} = \frac{4\pi \times \text{area}}{(\text{Perimeter})^2} \quad (19)$$

$$\text{Elongation} = \frac{\text{Width}_{\text{bounding-box}}}{\text{Length}_{\text{bounding-box}}} \quad (20)$$

$$\text{Roundness} = \frac{R_{\text{MIN}}}{R_{\text{MAX}}} \quad (21)$$

$$\text{Convexity} = \frac{\text{Convexity\_Perimeter}}{\text{Perimeter}} \quad (22)$$

$$\text{Spherity} = \frac{R_{\text{inscribing}}}{R_{\text{circumscribing}}} \quad (23)$$

$$\text{Solidity} = \frac{\text{Area}}{\text{contextArea}} \quad (24)$$

$$\text{Moment}_p = \sum_{i=1}^M i^p \times R(\theta_i) \quad (25)$$

در روابط بالا،  $\text{area} = \sum_{i=1}^{N-1} r(\theta_i)$ ، مساحت تقریبی؛ bounding-box، مستطیل محیط؛  $r_{\text{inscribing}}$  شعاع دایره محاط و  $r_{\text{circumscribing}}$  شعاع دایره محیط بر ضایعه است. Convexityperimeter و Convex Area نیز به ترتیب، محیط و مساحت دایره محاط در ضایعه هستند.

## ۵- کاهش و انتخاب ویژگی

در تحقیقات گذشته نشان داده شده است که اطلاعات به دست آمده از یک هدف با استفاده از منابع مختلف، مکمل یکدیگر هستند و با ادغام آن‌ها می‌توان به اطلاعات بیشتری دست یافت، اما این اطلاعات، معمولاً دارای همبستگی هستند که در مرحله ادغام باید مد نظر باشد.

در بخش قبل، روش‌های مختلفی برای استخراج ویژگی‌های متفاوت از تصاویر پوستی ارائه شد. همان‌گونه که اشاره شد، این اطلاعات معمولاً همبستگی دارند. بنابراین، پیش از هر کار دیگری باید این افزونگی‌ها را کاهش داد. روش‌های متعددی برای کاهش ویژگی به کار می‌روند که در این قسمت به دو روش «تحلیل مؤلفه‌های

باید داده‌های مربوط به قسمت‌های بیرون از ضایعه را حذف کرد. با توجه به رابطه (۱۷) می‌توان توابع متعامد زرنیک را محاسبه نمود. در این قسمت از تصویر مرز ضایعه،  $\beta(x, y)$  که به روش AMSFCM استخراج شده است، استفاده می‌شود.

$$\begin{aligned} Z_{n,m} &= \frac{n+1}{\lambda_N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \beta(x, y) \cdot V_{n,m}^*(x, y) \\ &= \frac{n+1}{\lambda_N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \beta(x, y) \cdot R_{n,m}(\rho_{xy}) \cdot e^{-jm\theta_{xy}} \end{aligned} \quad (17)$$

در این رابطه  $0 \leq \rho_{xy} \leq 1$  و  $\lambda_N$  عامل نرمالیزاسیون است.  $n$  نیز یک عدد صحیح غیرمنفی به نمایندگی از نظم چندجمله‌ای شعاعی، و  $m$  یک عدد صحیح است که در دو شرط  $|m| \leq n$  و  $n - |m| = \text{even}$  صدق می‌کند.  $R_{n,m}$  چندجمله‌ای‌های شعاعی توابع پایه زرنیک  $(V_{n,m})$  هستند. شیوه محاسبه مؤلفه‌های زرنیک را می‌توانید در کار قبلی دنبال نمایید. شکل (۷)، مقادیر دامنه دو مؤلفه از چندجمله‌ای‌های زرنیک را نشان می‌دهد.

طبق پیاده‌سازی‌های گذشته، استفاده از ۲۱ جمله اول این چندجمله‌ای‌ها می‌تواند انتخاب درستی باشد [۱۷]؛ جمله‌های بعدی، دارای اطلاعات مفیدی هستند و محاسبه آن‌ها، دقت طبقه‌بندی را افزایش می‌دهد، اما این افزایش دقت، چشمگیر نبوده، بار محاسباتی را به میزان بالایی افزایش می‌دهد، لذا تنها از ۲۱ جمله اول زرنیک استفاده شده است. در این مقاله از جمله  $(n,m) = (0,0)$  تا جمله  $(n,m) = (5,5)$  استفاده شده است.

## ب: ویژگی‌های NRL

برای محاسبه ویژگی‌های شکلی NRL، فاصله مرز ضایعه از مرکز آن بر حسب زاویه،  $r(\theta_i)$ ، رسم می‌شود. سپس از این سیگنال یک بعدی، ویژگی‌های NRL از روابط (۱۸) تا (۲۵) استخراج می‌شود [۱۸].

## ۶- ارزیابی

جهت طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده، از طبقه‌بندهای شبکه عصبی پرسپترون، ماشین بردار پشتیبان، چهارمین نزدیک‌ترین همسایه، و بیز استفاده شد که طبقه‌بندی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان دارای نتایج بهتری بود. پس از طبقه‌بندی، دو معیار را برای ارزیابی نتایج استفاده کرده ایم: از ماتریس ارزیابی<sup>۷</sup> برای محاسبه صحت، دقت و از نمودار ROC جهت محاسبه حساسیت سیستم استفاده شد. نمودار ROC در تئوری تشخیص سیگنال، گرافی است که نسبت حساسیت را به مقدار مشخصه سیستم<sup>۸</sup> نشان می‌دهد [۲۷]. در تشخیص‌های پزشکی دقت تشخیص افراد بیمار از دقت تشخیص افراد سالم اهمیت بیشتری دارد؛ به این معنی که اگر فرد سالمی مریض تشخیص داده شود؛ زیانبار نیست، اما اگر فرد مریضی سالم تشخیص داده شود، بسیار زیانبار و در برخی موارد مرگبار است [۲۸]. تغییرات دقت طبقه‌بندی دو روش نسبت به تعداد ویژگی‌ها به ترتیب در شکل (۸) و شکل (۹) نشان داده شده است. در صورتی که انتخاب گروه به صورت تصادفی انجام شود، احتمال درستی نتیجه آن ۵۰ درصد است. در شکل‌های (۹) تا (۱۰)، تابع اتفاقی تشخیص گروه به صورت خط چین رسم شده است. در دو شکل (۸) و (۱۰)، بهترین دقت تشخیص، در نقطه‌ای است که با مقادیر  $X$  و  $Y$  مشخص شده که  $X$  برابر با تعداد ویژگی‌های انتخاب شده و  $Y$  دقت حاصله با این مقادیر ویژگی است. این نتایج به وضوح بیانگر این نکته هستند که طبقه‌بند SVM بر اساس پارامتر دقت طبقه‌بندی، برای طبقه‌بندی تصاویر پوستی این مقاله مطلوب است. در ادامه، نتایج حاصل از روش‌های ارائه شده در این مقاله با نتایج روش‌های قبلی مقایسه می‌شود.

اصلی و «روش پیشنهادی» که استفاده کرده ایم، اشاره می‌کنیم [۱۹، ۲۰].

در روش PCA با آستانه‌گذاری روی انرژی مؤلفه‌های اصلی حاصل از تبدیل PCA، می‌توان ویژگی‌های با انرژی بالا را انتخاب و از بقیه صرف‌نظر نمود [۲۰، ۲۱].

روش پیشنهادی، بر اساس معیار فیشر [۲۲، ۲۳] و شامل دو مرحله است. در مرحله اول، تمام ویژگی‌ها از داده‌های آموزشی استخراج، و سپس ارتباط بین آن‌ها محاسبه می‌گردد. اگر ارتباط بین چند ویژگی از آستانه مشخصی بیشتر باشد، یک ویژگی به عنوان ویژگی نماینده انتخاب می‌شود. در مرحله دوم، از بین ویژگی‌های باقی مانده، ویژگی‌هایی که دارای معیار فیشر بیشتری هستند، انتخاب و با روش LDA با یکدیگر ترکیب می‌شوند [۲۴].

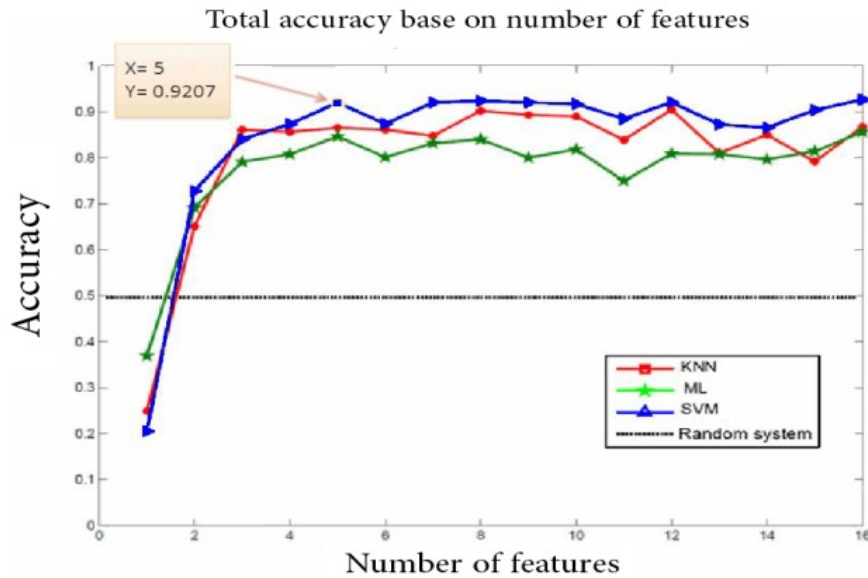
معیار فیشر هر ویژگی با توجه به رابطه (۲۶) قابل محاسبه است. در این رابطه  $\mu_{(-)}$  و  $\sigma_{(-)}$  میانگین و واریانس ویژگی در گروه اول و  $\mu_{(+)}$  و  $\sigma_{(+)}$  میانگین و واریانس ویژگی در گروه دوم است.

$$fisher\_Score(i) = \frac{\sigma_{between}^2}{\sigma_{within}^2} = \frac{|\mu_{2(i)} - \mu_{1(i)}|}{\sigma_{2(i)}^2 + \sigma_{1(i)}^2} \quad (26)$$

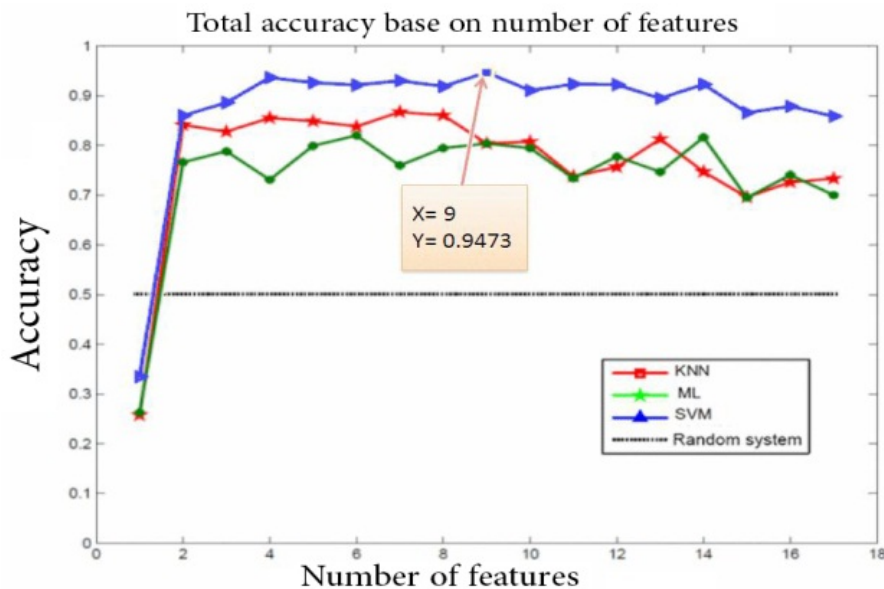
از مزایای روش پیشنهادی این است که در مرحله آموزش، تمام ویژگی‌ها استخراج می‌گردند، اما در مرحله آزمایش، تنها ویژگی‌های با ارزش‌تر محاسبه می‌شوند. بنابراین، زمان دستیابی به نتیجه تشخیصی، کاهش چشمگیری می‌یابد.

در مرحله استخراج ویژگی به ترتیب، ۶۳ و ۳۱ ویژگی بافتی و شکلی استخراج شد. این ویژگی‌ها به وسیله PCA به پنج ویژگی و به روش پیشنهادی به ۹ ویژگی کاهش یافتند.

تشخیص بدون نظارت سرطان پوست با ادغام ویژگی‌های بافت و لبه در تصاویر پوستی



شکل (۸): دقت کل طبقه‌بندی با بهره‌گیری از آنالیز مؤلفه اصلی



شکل (۹): دقت کل طبقه‌بندی با بهره‌گیری از روش پیشنهادی

ملانوم به کل تصاویر پایگاه داده (N)، Acc بیانگر دقت کل سیستم تشخیصی، Sens حساسیت کل سیستم، Spec مشخصه ROC آن، Az انتگرال زیر منحنی ROC و Time زمان شبیه‌سازی بر حسب دقیقه است. به علت نبودن همه پارامترهای لازم در رابطه (۲۷) نظیر زمان اجرای برنامه، می‌توان مقدار متوسط یک پارامتر را برای پارامتر داده نشده در مرجع، قرار داد. البته، در برخی مقالات پارامترهای مورد استفاده در این رابطه به صورت مستقیم ارائه نشده است،

به علت عدم معیارهای یکسان برای ارزیابی نتایج در مقالات بررسی شده، برای مقایسه نتایج در مقالات مشابه، معیاری به نام معیار شایستگی<sup>۹</sup> با توجه به رابطه (۲۷) تعریف می‌شود. این معیار صرفاً برای مقایسه بین نتایج در مقالات و یکسان نمودن دقت طبقه‌بندی مقالات است.

$$OM = \log\left(\frac{M}{Time}\right) \times Acc \times Spec \times Sens \times Az \quad (27)$$

در رابطه (۲۷)، M برابر با نسبت تعداد تصاویر ضایعه



بنابراین، از مقادیر میانگین استفاده شد. در جدول (۱) بیانگر دقت تشخیصی سرطان پوست با استفاده از روش‌های مختلف برای تشخیص ضایعه سرطانی ملانوم به همراه موارد تشخیصی متشابه آورده شده است. این جدول مختلف از سال ۱۹۹۰ تا کنون با استفاده از رابطه (۲۷) است.

جدول (۱): محاسبه و مقایسه معیار شایستگی در مقالات شناسایی سرطان ملانوم

Source	N	M %	Sens. %	Spec. %	Acc %	FOM
Grin, 1990 [25] s	۲۱۴	۲۳	-	-	۸۴/۵	≈ ۳/۴۸
Claridge, 1992 [26]	۸۸	۴۸	۹۱	۶۹	-	≈ ۲/۴۷
Ganster, 2001 [27]	۲۷۰	۳۵	۸۷	۹۲	۷۳	۳/۱۲
Patwardhan, 2003 [28]	۵۹	۵۰	۸۲	۸۷	۸۸	۲/۵۵
Tanaka, 2004 [29]	۸۰	۵۰	۹۰/۰	۸۹/۳	۹۵/۰	۳/۶۵
Burroni, 2004 [30]	۳۹۱	۴۷	۷۸	۷۹	-	≈ ۳/۱۲
Yang, 2006 [31] s	۴۴	۲۲	-	۸۸	۸۶٫۹	≈ ۲/۶۰
Alcón, 2009 [32] s	۱۶۰	۵۰	۹۴/۰	۶۸	۸۶	۲/۷۸۹
Garnavi, 2010 [33]	۱۰۲	۵۰	۹۱/۸	۹۱٫۸	۸۸/۲۴	۳/۴۳
Abbas, 2011 [34] s	۱۰۰	۵۰	۹۶	۹۷/۱	-	≈ ۳/۶۵
This work (PCA)	۱۶۰	۵۰	۸۷	۸۹/۱	۹۲/۰۷	۳/۶۳
This work (Fisher)	۱۶۰	۵۰	۸۷٫۵	۹۱	۹۴/۷۳	۳/۸۲

کنار ABCD استفاده شده که نتایج بسیار خوبی دارد [۳۴]. مقایسه نتایج روش‌های به کار رفته در این تحقیق با سایر مقالات، بیانگر دقت و صحت خوب این روش با توجه به زمان پردازش مناسب آنهاست. همان‌طور که در جدول (۱) می‌بینیم، روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی، نسبت به اکثر روش‌های قبلی به جز Abbas (۲۰۱۱) دارای معیار شایستگی بالاتری است. به همین دلیل، برای بهبود نتایج از روش پیشنهادی (معیار فیشر) استفاده شده است. همان‌طور که می‌بینید، نتایج حاصل از این روش دارای معیار شایستگی بالاتری است. به علت کم بودن تصاویر این تحقیق، دقت افزایش چشمگیر یافته است.

#### ۷- جمع بندی و نتیجه گیری

در مقاله پیش‌رو، روشی جدید برای استخراج ویژگی از تصاویر پوستی مشکوک به سرطان، به منظور شناسایی ضایعه پوستی و توسعه سیستم تصویربرداری با سرعت مناسب، ارائه شد. در روش پیشنهادی این تحقیق، برای افزایش دقت طبقه‌بندی از ترکیب ویژگی‌های بافتی و شکلی

با توجه به جدول (۱) تنها از ویژگی شکل ضایعه برای طبقه‌بندی استفاده شده، اما دقت طبقه‌بندی پایین است [۲۶]. ویژگی‌های تشخیصی در مطب‌ها ارزیابی شده که معمولاً در آنها از شکل ضایعه استفاده شده است [۲۵، ۲۷]. از تبدیل موجک برای استخراج ویژگی‌های بافتی استفاده می‌شود [۲۸، ۳۳]. در دو مقاله پیشین، اساس استخراج ویژگی یکسان است، اما نحوه استخراج ویژگی و طبقه‌بندی مورد استفاده، متفاوت است. در صورتی که در فرآیند طبقه‌بندی تنها از ویژگی‌های تبدیل Ripplet استفاده گردد، نتایج حاصله با نتایج حاصل شبیه‌سازی تشابه زیادی دارد [۳۳]. در برخی مراجع، علاوه بر ویژگی‌های تصویر و قانون ABCD، ویژگی‌هایی نظیر: سن، جنسیت، نوع پوست و قسمت مورد بررسی بدن نیز به عنوان ویژگی استفاده شده است و در ضمن تعداد عکس‌ها کم است، به همین علت دارای دقت بالاتری است [۲۹، ۳۲]. برای طبقه‌بندی می‌توان از طبقه‌بند غیر پارامتریک (k-NN) استفاده کرد [۳۰]. نتایج حاصل از اعمال طبقه‌بند SVM روی ویژگی‌های بافتی، دارای نتایج خوبی است [۳۱]. از ویژگی‌های مرتبط با شکل ضایعه به روش AMSFCM در

- [6] H. Zhou, G. Schaefer, A. Sadka, and M. E. Celebi, "Anisotropic mean shift based fuzzy c-means segmentation of skin lesions," vol 12, pp. 438-443, 2008.
- [7] Q. Abbas, M. Emre Celebi, I. F. Garcia, and W. Ahmad, "Melanoma recognition framework based on expert definition of ABCD for dermoscopic images," John Wiley & Sons A/S, vol 19, Issue 1, pages e93-e102, February 2013.
- [8] J. Jaworek-Korjakowska, "Automatic Detection of Melanomas: An Application Based on the ABCD Criteria," Information Technologies in Biomedicine, vol 7339, pp. 67-76, 2012.
- [9] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. H. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, vol. 3, pp. 610-621, 1973.
- [10] F. Mirzapour and H. Ghassemian, "Using GLCM and Gabor filters for classification of PAN images," in Electrical Engineering (ICEE), 2013 21st Iranian Conference on, 2013, pp. 1-6.
- [11] H. Wibawanto, A. Susanto, T. S. Widodo, and S. M. Tjokronegoro, "Discriminating Cystic and Non Cystic Mass using GLCM and GLRLM-base Texture Features," International Journal of Electronic Engineering Research, vol. 2, pp. 569-580, 2010.
- [12] M. H. Ghassemian and A. N. Venetsanopoulos, "Image coding using vector quantization in LP space," in Advances in Digital Filtering and Signal Processing, 1998 IEEE Symposium on, 1998, pp. 7-11.
- [13] S. Nesaei and H. Ghassemian, "A New Spatial-Frequency Quantization for Texture Classification," INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON TELECOMMUNICATIONS, 2005.
- [14] S. Nesaei and H. Ghassemian, "Texture Classification Using Retina Cell- based Mode Filter Bank," Proceeding of 15th Iranian Conference on Electrical Engineering, ICEE2007, vol. 5, pp. 12-17, May 2007.
- [15] J. Xu, L. Yang, and D. Wu, "Ripplet: A new transform for image processing," Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 21, pp. 627-639, 2010.
- [16] S. Das, M. Chowdhury, and M. K. Kundu, "Medical image fusion based on ripplet transform type-I," Progress In Electromagnetics Research, vol. 30, pp. 355-370, 2011.
- [17] A. Tahmasbi, F. Saki, H. Aghapanah, and S. B. Shokouhi, "A novel breast mass diagnosis system based on Zernike moments as shape and density descriptors," 18th Iranian Conference on BioMedical Engineering, Tehran, Iran, pp. 100-104, 2011.
- [18] E. Huque, "Shape Analysis and Measurement for the HeLa cell classification of cultured cells in high throughput screening," Master Thesis, School of Humanities & Informatics University of Skövde, Sweden, 2006.
- [19] F. L. Lawrence, S. K. Sharma, and M. S. Sisodia, "Network Intrusion detection by using Feature Reduction Technique," International

در تصاویر پوستی استفاده شد. از دو روش کاهش ویژگی «آنالیز مؤلفه‌های اصلی» و «معیار پیشنهادی فیشر» نیز استفاده شد که نتایج حاصل از روش دوم، افزایش قابل ملاحظه دقت طبقه‌بندی را در بر داشت.

دو معیار فیشر و PCA بسیار با یکدیگر متشابهند و در بسیاری از موارد PCA دارای جواب مقبول‌تری است، اما در این مقاله به علت بهره‌گیری از ویژگی‌هایی که در طبقه‌بندی دارای پاسخ بهتری هستند، به جواب بهتری دست یافتیم.

به عبارتی دیگر، برخی از ویژگی‌های مستقل در کنار ترکیب یکدیگر در طبقه‌بندی جواب مقبول‌تری داشته‌اند. این شبیه‌سازی صد بار تکرار گردید تا مقادیر متوسط حسابی سیستم، در شرایط یکسان محاسبه گردد. به طور متوسط، مقادیر زیر منحنی ROC روش پیشنهادی (پارامتر AZ) در این صد بار تکرار، ۸۷٫۲ درصد به دست آمد. دقت متوسط طبقه‌بندی نیز به ۹۴٫۷۳ درصد افزایش یافت.

در بیشتر روش‌های قبلی، از یک نوع ویژگی استفاده شده است. حال آن‌که در تحقیق حاضر نشان داده شد، بهره‌گرفتن از چند نوع ویژگی و ادغام آنها، می‌تواند دقت تشخیص بیمار را با حفظ سایر پارامترهای طبقه‌بندی افزایش دهد.

## مراجع

- [1] V. Hammond, A. Reeder, and A. Gray, "Patterns of real-time occupational ultraviolet radiation exposure among a sample of outdoor workers in New Zealand," Public health, vol. 123, pp. 182-187, 2009.
- [2] M. E. Celebi, H. A. Kingravi, B. Uddin, H. Iyatomi, Y. A. Aslandogan, W. V. Stoecker, and R. H. Moss, "A methodological approach to the classification of dermoscopy images," Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 31, pp. 362-373, 2007.
- [3] D. S. Rigel, J. Russak, and R. Friedman, "The evolution of melanoma diagnosis: 25 years beyond the ABCDs," CA: A Cancer Journal for Clinicians, vol. 60, pp. 301-316, 2010.
- [4] M. Nematollahi and H. Ghassemian, "A CBIR Approach to differential diagnosis of pigmented skin lesions," Iranian journal of electrical and computer engineering, vol. 9, pp. 23-33, 2010.
- [5] T. Lee, V. Ng, R. Gallagher, A. Coldman, and D. McLean, "Dullrazor®: A software approach to hair removal from images," Computers in Biology and Medicine, vol. 27, pp. 533-543, 1997.

Technology, 2011.

- 
- <sup>2</sup> Cutaneous malignant melanoma
  - <sup>2</sup> Gray Level Co-occurrence Matrix
  - <sup>3</sup> Gray Level Run Length Matrix
  - <sup>4</sup> Normalize Radius Length
  - <sup>5</sup> MVF
  - <sup>6</sup> Haralick
  - <sup>7</sup> Confusion matrix
  - <sup>8</sup> Specificity
  - <sup>9</sup> Figure Of Merit

- Journal of Advanced Research in Computer Science and Electronics Engineering (IJARCSEE), vol. 1, pp: 27-32, 2012.
- [20] S. Samanta and S. Das, "Unsupervised texture segmentation using feature selection and fusion", pp. 2197-2200, 2009.
  - [21] T. T. Van Cao, "A CFAR thresholding approach based on test cell statistics," pp. 349-354, 2004.
  - [22] G. Zhang and X. Jia, "Feature selection using Kernel based Local Fisher Discriminant Analysis for hyperspectral image classification," pp. 1728-1731, 2011.
  - [23] M. Sugiyama, T. Idé, S. Nakajima, and J. Sese, "Semi-supervised local Fisher discriminant analysis for dimensionality reduction," Machine learning, vol. 78, pp. 35-61, 2010.
  - [24] S. Shivashankar, K. P. Vasudev, and D. P. Jagadesh, "PCA plus LDA on wavelet co-occurrence histogram features: application to CBIR," pp. 193-200, 2011.
  - [25] C. M. Grin, A. W. Kopf, B. Welkovich, R. S. Bart, and M. J. Levenstein, "Accuracy in the clinical diagnosis of malignant melanoma," Archives of dermatology, vol. 126, p. 763, 1990.
  - [26] E. Claridge, P. N. Hall, M. Keefe, and J. P. Allen, "Shape analysis for classification of malignant melanoma," Journal of Biomedical Engineering, vol. 14, pp. 229-234, 1992.
  - [27] H. Ganster, P. Pinz, R. Rohrer, E. Wildling, M. Binder, and H. Kittler, "Automated melanoma recognition," Medical Imaging, IEEE Transactions on, vol. 20, pp. 233-239, 2001.
  - [28] S. V. Patwardhan, A. P. Dhawan, and P. A. Relue, "Classification of melanoma using tree structured wavelet transforms," Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 72, pp. 223-239, 2003.
  - [29] T. Tanaka, R. Yamada, M. Tanaka, K. Shimizu, and H. Oka, "A study on the image diagnosis of melanoma," 2004, pp. 1597-1600.
  - [30] M. Burrioni, R. Corona, G. Dell'Eva, F. Sera, R. Bono, P. Puddu, R. Perotti, F. Nobile, L. Andreassi, and P. Rubegni, "Melanoma Computer-Aided Diagnosis," Clinical cancer research, vol. 10, pp. 1881-1886, 2004.
  - [31] X. Yuan, Z. Yang, G. Zouridakis, and N. Mullani, "SVM-based texture classification and application to early melanoma detection", pp. 4775-4778, 2006.
  - [32] J. F. Alcón, C. Ciuhu, W. Ten Kate, A. Heinrich, N. Uzunbajakava, G. Krekels, D. Siem, and G. de Haan, "Automatic imaging system with decision support for inspection of pigmented skin lesions and melanoma diagnosis," Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of, vol. 3, pp. 14-25, 2009.
  - [33] R. Garnavi, M. Aldeen, and J. Bailey, "Classification of Melanoma Lesions Using Wavelet-based Texture Analysis," pp. 75-81, 2010.
  - [34] Q. Abbas, M. Celebi, and I. F. García, "Skin tumor area extraction using an improved dynamic programming approach," Skin Research and

تشخیص بدون نظارت سرطان پوست با ادغام ویژگی‌های بافت و لبه در تصاویر پوستی