مقاله پژوهشی

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی
دوره هشتم شماره اول، ص ۸۳-۶۷. ۱۴۰۰

شناسایی هوشمند سرطان پوست آکتینیک کراتوزیس و کارسینومای سلول سنگفرشی با استفاده از ویژگی‌های خطی و غیرخطی بر پایه تکنیک‌های پردازش تصویر

نازنین نقاش زرگر[۱]، محمد کریمی مریدانی[۲]*، حمیدرضا محمودی[۳]

• دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۱/۲۸ • پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۲/۷

مقدمه: اکثر سرطان‌های پوست در مراحل ابتدایی قابل درمان هستند، بنابراین یک تشخیص زودهنگام و سریع می‌تواند برای نجات جان بیماران بسیار حائز اهمیت باشد. امروزه با کمک هوش مصنوعی، تشخیص زودهنگام سرطان در مراحل ابتدایی ممکن شده است.

روش: در این پژوهش توصیفی-تحلیلی، یک سیستم کامپیوتری تشخیصی بر پایه تکنیک‌های پردازش تصویر ارائه شد که برای بیمار بسیار سودمندتر است. در این روش، تصاویر درموسکوپی ثبت شده از دو نوع سرطان آکتینیک کراتوزیس و سرطان کارسینومای سلول سنگفرشی توسط تکنیک‌های پیش‌پردازش بهبود داده شدند و نویزهای احتمالی موجود در آن‌ها حذف شد، سپس توسط روش آستانه‌گذاری بخش‌بندی شدند تا محدوده ضایعه از پوست زمینه جدا شود. در ادامه از این محدوده بخش‌بندی شده اطلاعات و ویژگی‌های بافتی، شکلی و رنگی استخراج شد. در انتها به کمک روش کاهش ویژگی و ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) SVM به ارزیابی کیفی و کمی روش پیشنهادی پرداخته شد.

نتایج: داده‌های این مطالعه شامل ۱۰۰ نمونه تصویر آکتینیک کراتوزیس و ۱۰۰ نمونه کارسینومای سلول سنگفرشی بود. نتایج مطالعه حاضر نشان داد استفاده از روش الگوریتم ژنتیک به کمک روش ماشین بردار پشتیبان توانست نوع سرطان پوست را با صحت ۰/۴±۹۹/۷٪ شناسایی کند.

نتیجه‌گیری: تأثیر حضور ویژگی‌های بافتی متفاوت در امر تشخیص نوع ضایعه نشان داد هرچه میزان و تنوع ویژگی‌های استخراج شده از نمونه‌ها بیشتر باشد، آموزش سیستم بهتر و آنالیز دقیق‌تری صورت می‌گیرد.

کلیدواژه‌ها: سرطان پوست، آکتینیک کراتوزیس، کارسینومای سلول سنگ فرشی، پردازش تصویر، شناسایی هوشمند

•ارجاع: نقاش زرگر نازنین، کریمی مریدانی محمد، محمودی حمیدرضا. شناسایی هوشمند سرطان پوست آکتینیک کراتوزیس و کارسینومای سلول سنگفرشی با استفاده از ویژگی‌های خطی و غیر خطی بر پایه تکنیک‌های پردازش تصویر. مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی ۱۴۰۰؛ ۸(۱): ۸۳-۶۷.

۱. کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، تهران، ایران

۲. دکتری مهندسی پزشکی، استادیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده بهداشت و مهندسی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی آزاد اسلامی تهران، تهران، ایران

۳. دکتری پزشکی، دانشیار، گروه پوست، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران

*** نویسنده مسئول:** محمد کریمی مریدانی

آدرس: تهران، خیابان شریعتی، خیابان زرگنده؛ دانشگاه علوم پزشکی آزاد اسلامی تهران، دانشکده بهداشت و مهندسی پزشکی، پروژه مهندسی پزشکی

•شماره تماس: ۲۲۰۰۶۶۶۰ - ۰۲۱ • **Email:** karimi.m@iautmu.ac.ir

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

مقدمه

سرطان پوست متداول‌ترین و شایع‌ترین نوع سرطان در تمام جهان بوده و ۷۵ درصد کل سرطان در جهان را تشکیل می‌دهد و هرچند اکثر مبتلایان به سرطان پوست شفا می‌یابند، اما به دلیل شیوع زیاد آن یکی از نگرانی‌های بزرگ افراد به حساب می‌آید [۱]. آکتینیک کراتوزیس (AK(Actinic Keratosis برجستگی‌های فلس مانند یا ورقه‌ای ترد هستند که در نواحی از پوست که به مقدار زیادی در معرض نور خورشید قرار گرفته‌اند ظاهر می‌شوند. این ضایعه در درجه اول پیشرفت سرطان پوست در نظر گرفته می‌شود. اکثر این ضایعات خوش‌خیم و به راحتی قابل درمان هستند، اما حدود ۱۰٪ از آن‌ها ممکن است طی یک دهه به سمت کارسینومای سلول سنگفرشی (Squamous Cell Carcinoma) SCC پیش رود از این رو پیشگیری و درمان زودهنگام این ضایعه اهمیت زیادی دارد [۲]. از آنجا که تشخیص چشمی مرز دقیق ضایعات به ویژه در مراحل ابتدایی بروز بیماری بسیار سخت و در برخی از موارد غیرممکن است و از طرفی آغاز به موقع پروسه درمان تأثیر مستقیم در کاهش مرگ‌ومیر ناشی از سرطان پوست دارد، لذا تکنیک‌های پردازشی که به بهبود مرزبندی کمک می‌کنند، همواره از موضوعات مورد توجه در تحقیقات اخیر می‌باشند [۳]. در سال‌های اخیر پژوهش‌هایی بر روی روش‌های تشخیص سریع و دقیق سرطان پوست از روی تصاویر درموسکوپی با دقت‌های تشخیصی متفاوت صورت گرفته است. Paoli و همکاران به بررسی ویژگی‌های مورفولوژیک انواع چهارگانه سرطان پوست و تشخیص ویژگی‌های ظاهری توسط اسکن لیزر فوتونی روی ۱۴ بیمار پرداختند. بررسی‌های انجام شده صرفاً جهت شناخت ویژگی‌ها و مقایسه آن‌ها با یکدیگر انجام شده و برای کارسینومای سلول سنگفرشی ظاهری قرمز، خشک و عمق نسبتاً زیاد در داخل پوست عنوان شده است که با ویژگی‌های به دست آمده از تصاویر درموسکوپی مطابقت دارد [۴]. Kleinpenning و همکاران از سیستم فلئورسنسی برای تشخیص ویژگی‌های متفاوت بافت‌های سالم و سرطانی پوست استفاده کردند. سلول‌های کارسینومای سنگفرشی دارای نرخ فلئورسنسی بالاتری در مقایسه با ضایعات آکتینیک کراتوزیس هستند. این پژوهش دارای نتایج مطلوبی نبوده و هیچ تفاوت شاخصی بین ضایعات AK و SCC مشاهده نشده است [۵]. Abbas و همکاران روشی معرفی کردند که برای دسته‌بندی نواحی و تعیین مرزها و محدوده‌ها از الگوریتم بدون سرپرست (Unsupervised) عمل می‌کند. نتایج دسته‌بندی این پژوهش در مقایسه با تحقیقات پیشین میزان صحت را ۴٪ افزایش و میزان مثبت کاذب را ۵٪ کاهش داده است. این پژوهش بر روی ۳۲۰ نمونه مورد انجام قرار گرفت [۶]. Ballerini و همکاران به بررسی سیستم کلاس‌بندی کننده جدیدی برای طبقه‌بندی کلی نواحی سرطانی پوست پرداخته و سه نوع کلاس‌بندی کننده مختلف موازی، آبشاری (Cascading) و سلسله مراتبی را با هم ترکیب کرده‌اند. این ترکیب مدلی شبیه به درخت تصمیم‌گیری (Decision tree) شد و انعطاف‌پذیری بالاتری نسبت به سایر مدل‌ها داشت. برای استخراج ویژگی‌ها از ماتریس هم‌رخدادی تصاویر (Gray GLCM(Occurrence Matrix Level Co استفاده و ۱۲ ویژگی شامل انرژی، کنتراست، همبستگی، آنتروپی، هم جنسی، بردار تفاضل معکوس، سایه خوشه‌ای، برجستگی خوشه‌ای، بیشترین احتمال، همبستگی خودکار، عدم شباهت و واریانس استخراج شد. نتیجه این پژوهش دارای ۷۴٪ صحت در انتخاب صحیح ناحیه سرطانی بوده است [۷]. پژوهش دیگری Maurya و همکاران به منظور تشخیص حالت چهار نوع سرطان پوست انجام دادند و داده‌ها در سه دسته خوش‌خیم، بدخیم و نرمال دسته‌بندی شدند. در این پژوهش از ماتریس GLCM برای استخراج ویژگی از تصاویر درموسکوپی استفاده شد. نتایج طبقه‌بندی کننده SVM در این پژوهش، ۸۱٪ صحت برای تشخیص مرحله بیماری را نشان می‌دهد [۸].

Buch و همکاران به دنبال بررسی مزیت استفاده از ویژگی‌های بافتی برای تشخیص سرطان کارسینومای سلول سنگفرشی و ویروس (Human Papilloma Virus) HPV توسط تصویربرداری توموگرافی کامپیوتری CT(Tomography Computed) بودند که از بین ۴۰۰ بیمار دارای سرطان کارسینومای سلول سنگفرشی در سال‌های ۲۰۰۹ تا ۲۰۱۳ نمونه‌های CT گرفته شد و بررسی کردند که رابطه بین این سرطان و این ویروس به چه صورت است، در این بررسی‌ها برای انتخاب ویژگی‌های بافتی از ماتریس‌های GLCM و هیستوگرام‌های رنگی استفاده شد که در مجموع ۴۲ ویژگی بافتی در اختیار پژوهشگر قرار گرفت. نتایج ارزشیابی این روش نشان داد که در نظر گرفتن ویژگی‌های بافتی به تنهایی کافی نیست و نیازمند ویژگی‌های رنگی هم می‌باشد [۹]. Kawahara و همکاران از سیستم از قبل آموزش داده

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

شده شبکه عصبی پیچشی (Convolutional Neural Network) CNN که شبکه قدرتمندی است استفاده کردند و روشی بدون نیاز به بخش‌بندی‌های مرسوم ارائه دادند. برای استخراج ویژگی‌ها از سیستم AlexNet استفاده شد و روی ۱۳۰۰ نمونه که شامل ۱۰ نوع ضایعه پوستی متفاوت بودند، آزمایش انجام شد که نتیجه این تحقیق صحت ۷۵٪ بود [۱۰]. Dorj و همکاران برای کلاس‌بندی سریع سرطان پوست از شبکه عصبی یادگیری عمیق استفاده کرده‌اند. برای استخراج ویژگی‌ها از مدل AlexNet که پارامترهای آموزشی کمتر و صحت بالاتری دارد استفاده شده است و کلاس‌بندی مورد استفاده مدل ECOC SVM بوده است. این تحقیق روی ۳۷۵۳ تصویر درموسکوپی شامل ۴ نوع سرطان بوده که دارای ۸۲٪ صحت در انتخاب درست نوع سرطان بوده است [۱۱].

Herment و همکاران پژوهشی جامع درباره عملکرد مدل‌های مختلف شبکه عصبی ترکیبی پیچیده انجام دادند. این مدل‌ها شامل AlexNet، Xception، VGG Net است. در اینجا برای بهبود کیفیت تصویر در قسمت پیش پردازش، از تکنیک اصلاح روشنایی (Illumination Correction)، حذف آرتیفکت‌ها، بهبود کنتراست و پرتاب افقی و عمودی پیکسل‌ها (Horizontal and Vertical Flip) استفاده شده است. از مزایای این روش پیش‌پردازش می‌توان به این اشاره کرد که تعداد داده‌های ورودی می‌تواند بسیار زیاد باشد بدون این که هم‌پوشانی داشته باشند. ارزیابی این روش نشان دهنده کسب ۹۲٪ صحت در مدل ResNet50 بوده است. سنگین بودن محاسبات و هزینه از معایب این روش به حساب می‌آید [۱۲]. در پژوهش Unay و همکاران به طراحی یک نوع شبکه عصبی ترکیبی سطحی (Shallow Convolutional Neural Network)SCNN در جهت شناسایی عمیق ضایعه آکتینیک کراتوزیس پرداخته شد. این شبکه بر اساس پلتفرم IOS (Iphone Operating System) طراحی شده است. در این پژوهش از تصاویر درموسکوپی که شامل هفت نوع بیماری پوستی هستند، استفاده شده است. این شبکه در مقایسه با سایر مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی نتیجه مطلوب‌تری داشته است و دارای صحت ۹۲٪ می‌باشد [۱۳].

Rao و همکاران به معرفی دو روش جدید برای استخراج ویژگی از تصاویر پوستی درموسکوپی پرداختند. در روش الگوی باینری محلی (Local Binary Pattern) LBP که کامل‌ترین سیستم رنگی در بازه بینایی انسان است و هر پیکسل تصویر را به عنوان پیکسل مرکزی بین دو پیکسل مجاور در نظر می‌گیرد، اگر ارزش پیکسل‌های اطراف بزرگ‌تر یا مساوی پیکسل مرکزی باشند عدد ۱ و اگر کمتر باشند عدد ۰ را برایش در نظر می‌گیرد و به این ترتیب عملیات آستانه‌گذاری روی پیکسل‌های تصویر انجام می‌شود. روش هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار (Histogram of Oriented Gradient) HOG یک روش ساده و مؤثر برای پردازش تصویر و عملیات استخراج ویژگی است و در مقایسه با روش‌های مشابه مانند SIFT و SURT سریع‌تر و بهتر عمل می‌کند. این روش تصویر را به سلول‌های کوچکی تقسیم می‌کند و از این سلول‌ها هیستوگرام می‌گیرد و مشخص می‌کند که آن‌ها لبه هستند یا نه به این ترتیب تضمین می‌کند که کل تصویر در سلول‌های کوچک پردازش شده‌اند و ویژگی‌های موجود در آن‌ها استخراج شده است، این پژوهش دارای صحت ۹۷٪ بوده است [۱۴].

Too و همکاران یک روش خودکار مؤثر برای تشخیص سرطان پوست ارائه دادند که نسبت به مدل‌های قبلی از پایگاه داده گسترده‌تری از تصاویر درموسکوپی، استفاده کردند. این سیستم یک شبکه مصنوعی مرکب پیچیده به نام MobileNet است که شامل ۲۵ لایه ترکیبی می‌باشد. سیستم با ۱۲۸۰۰۰ نمونه از انواع ضایعات پوستی تعلیم داده شده است و از این رو نیازمند زمان و هزینه سنگینی برای محاسبه می‌باشد. نتایج آزمایش‌ها نشان داده است که برای ۹۸۳ تصویر تست دارای صحت ۸۹٪ بوده است و محققان در قدم بعدی به دنبال افزودن اطلاعات شخصی بیماران مانند سن و جنسیت و رنگ پوست افراد در بلوک انتخاب ویژگی و تصمیم‌گیری سیستم هستند [۱۵].

هدف این پژوهش ارائه یک سیستم کامپیوتری تشخیصی بر پایه تکنیک‌های پردازش تصویر است که برای بیمار بسیار سودمندتر است. این روش تشخیصی از روش‌های پردازش تصویر و الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی برای عملیات تشخیص نوع سرطان استفاده می‌کند.

روش

تشخیص آکتینیک کراتوزیس و کارسینومای سلول سنگفرشی در مراحل نخست بیماری می‌تواند به طور چشم‌گیری از مرگ ناشی از این سرطان مهلک جلوگیری نماید. در این پژوهش توصیفی-تحلیلی جهت تشخیص سلول‌های سرطانی دو مشکل

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

عمده وجود دارد. در اکثر موارد به دلیل عدم توجه بیماران به ضایعات پوستی سطح بدنشان یا عدم دسترسی به متخصصین پوست با تجربه، ضایعات پوستی از حالت خوش‌خیم به بدخیم تبدیل می‌گردند [۱۶]. همچنین در بسیاری موارد ضایعات پوستی به دلیل شباهت زیاد شاخص‌هایشان، توسط پزشکان اشتباه تشخیص داده می‌شوند. بر این اساس ارائه روشی که تشخیص و شناسایی هوشمند سرطان پوست آکتینیک کراتوزیس و کارسینومای سلول سنگفرشی را در مراحل اولیه آسان نماید، بسیار مفید و ارزنده است.

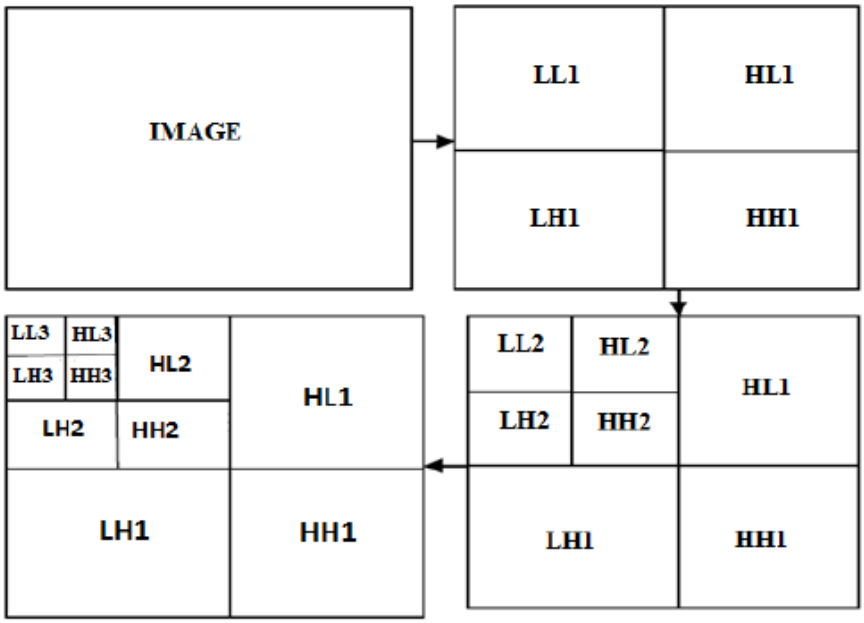
جهت اجرای این مطالعه از اطلاعات و تصاویر درموسکوپی دارای ضایعات مورد نظر استفاده شد. برای جمع‌آوری این تصاویر از داده‌های موجود در بانک‌های اطلاعاتی بیمارستان فوق‌تخصصی رازی در شهر تهران استفاده شد. این داده‌ها شامل ۱۰۰ نمونه تصویر از نوع آکتینیک کراتوزیس و ۱۰۰ نمونه تصویر از نوع کارسینومای سلول سنگفرشی بود. این تصاویر توسط دستگاه درموسکوپ در واحد فوتوفایندر بیمارستان تهیه شده‌اند و توسط پزشک متخصص به دو گروه ضایعات آکتینیک کراتوزیس و کارسینومای سلول سنگفرشی برچسب‌گذاری شده است. بازه سنی بیماران بین ۵۰ تا ۷۰ سال و محل بروز ضایعه در ناحیه سروصورت می‌باشد.

در روش پیشنهادی، پس از جمع‌آوری مجموعه داده‌ها، به پیش‌پردازش داده‌ها توسط فیلتر میانه (Median Filter) پرداخته شد. فیلتر میانه یک روش فیلترینگ دیجیتالی غیرخطی است که اغلب برای از بین بردن نویز از تصاویر یا سیگنال‌ها استفاده می‌شود. حذف نویز تصاویر معمولاً مقدمه‌ای برای دیگر تغییرات و شناسایی‌ها بر روی تصاویر است. عملیات فیلترینگ به صورتی انجام می‌شود که یک همسایگی اطراف پیکسل را در نظر می‌گیرد و میانه اعداد موجود در آن همسایگی را به عنوان تبدیل آن پیکسل جایگزین می‌کنند. سپس در گام بعدی، به بخش‌بندی تصاویر به روش آستانه‌گذاری پرداخته شد. این روش به نوعی روشی برای بخش‌بندی تصویر بر اساس یافتن آستانه بهینه، به نحوی که تصویر را به دو کلاس مجزا (سیاه و سفید) تقسیم نماید. منظور از آستانه بهینه، یافتن مقداری است که حداکثر یکنواختی را در تابع شدت، در هر دو کلاس ایجاد کند و واریانس تابع توزیع شدت در پیکسل‌ها، مابین دو کلاس را کمینه سازد [۱۷]. آستانه‌گذاری یکی از مناسب‌ترین روش‌ها برای بخش‌بندی تصویر است. با اعمال یک روش آستانه‌گذاری بر روی یک تصویر مقیاس خاکستری، تصویری باینری به دست می‌آید که مرز اشیاء حاضر در تصویر با صحت مناسبی مشخص می‌گردد. در این پژوهش، به جهت تمایز پس زمینه روشن و پیش زمینه تاریک‌تر از روش آستانه‌گذاری اتسو (Ostu thresholding) برای تشخیص ضایعه اطراف پوست استفاده شد.

در گام بعدی، تجزیه تصاویر توسط تبدیل موجک گسسته (Discreet Wavelet Transform) در سه سطح انجام شد. تبدیل موجک گسسته، تصویر را از حوزه مکانی به حوزه فرکانسی تبدیل می‌کند. تصویر در مرتبه اول توسط خطوط افقی و عمودی تقسیم می‌شود. سپس تصویر با چهار بخش LL1، LH1، HL1 و HH1 از هم جدا می‌شود. این چهار بخش، چهار ناحیه فرکانسی را در تصویر نمایش می‌دهند. برای حوزه فرکانس پایین LL1 است که چشم انسان حساس می‌باشد. در حوزه‌های فرکانسی دیگر بخش‌ها، اطلاعات را با جزئیات بیشتری نسبت به LL1 در اختیار دارند که در شکل ۱ نشان داده شد.

شکل ۱ نشان می‌دهد که در هر سطح دو مجموعه از ضرایب (Coefficient) به دست می‌آید، تقریب (LL) و جزئیات (HL,LH,HH) ابتدا تبدیل موجک گسسته در جهت عمودی سپس در جهت افقی انجام می‌شود. پس از تجزیه کردن (Decompose) سطح اول چهار زیر باند LL1, LH1, HL1 و HH1 ایجاد می‌شود. سپس زیر باند LL1 از سطح قبلی به عنوان ورودی استفاده می‌شود. برای انجام تبدیل موجک گسسته در سطح دو، تبدیل موجک گسسته بر روی LL1 و برای تجزیه‌وتحلیل سطح ۳ تبدیل موجک گسسته بر روی LL2 انجام می‌شود. در نهایت، پس از به دست آوردن لایه تقریب در سطح سوم یعنی LL3، ویژگی‌های شکلی، بافتی و رنگی از تصویر استخراج می‌شود [۱۸].

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]



شکل ۱: توزیع فرکانس تبدیل موجک گسسته

ویژگی‌های شکلی

استخراج ویژگی بر اساس قانون پوست و حرکتی ABCD است. A مخفف عدم تقارن (Asymmetrie)، B مخفف ساختار مرزی (Border)، C مخف رنگ (Color) و D مخفف قطر (Diameter) است. تقارن یکی از ویژگی‌های بسیار مهم در تحلیل تصویر است. درجه تقارن را می‌توان با استفاده از شاخص عدم تقارن بررسی کرد که با استفاده از رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$g(x,y)=\begin{cases} a \text{ if } f(x,y) > T \\ b \text{ if } f(x,y) \le T \end{cases} \quad (۱)$$

ساختار مرزی را می‌توان با محاسبه شاخص فشرده CI(Compactness Index)، بعد فراکتال (Fractal Dimension) و شکستگی لبه (Edge Abruptness) تجزیه‌وتحلیل کرد. از شاخص فشرده برای اندازه‌گیری مشهورترین شکل موانع استفاده می‌شود که اشیاء دوبعدی به صورت یکسان را تخمین می‌زند. با این وجود، در طول مرز، این اندازه‌گیری نسبت به نویز بسیار حساس است. شاخص فشرده با استفاده از رابطه (۲) تعیین می‌شود.

$$CI = \frac{P_L^2}{4\pi A_L} \quad (۲)$$

بعد فراکتال می‌تواند یک عدد صحیح باشد. برای خط، مربع و مکعب مقادیر به ترتیب ۱ ، ۲ و ۳ بعد است؛ اما ابعاد فراکتال ممکن است مقدار کسری داشته باشد. با استفاده از روش شمارش جعبه، می‌توان ابعاد فراکتال را محاسبه کرد که در روش پیشنهادی تصویر به جعبه‌هایی تقسیم می‌شود [۱۹].

شکستگی ناگهانی لبه چیزی جزء مرزهای نامنظم نیست. ضایعه با مرزهای نامنظم تفاوت زیادی در فاصله شعاعی دارد. تخمین منظم حصارهای ضایعه با تجزیه‌وتحلیل اختلاف فاصله شعاعی توزیع محاسبه می‌شود:

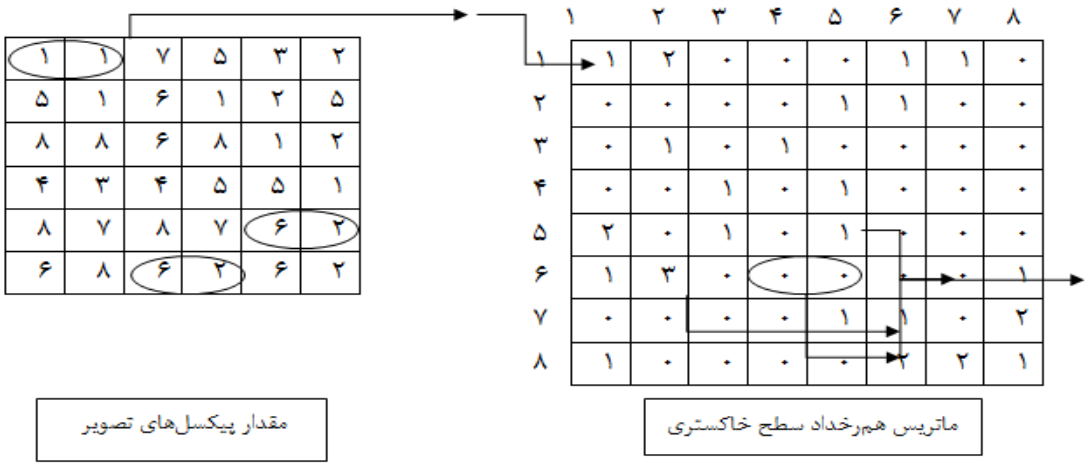
[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

$$C_r = \frac{\frac{1}{P_L}\sum p \in C(d_2(p, G_L) - m_d)^2}{m_d^2} \quad (۳)$$

در واقع m_d میانگین فاصله و d_2 نقطه مرکزی و حصار ضایعه است.

ویژگی‌های بافتی

بافت به معنای الگوهای تکراری از شدت پیکسل‌ها است. این اطلاعات در مورد تنظیم پیکسل‌های سطح و ارتباط آن‌ها با پیکسل‌های اطراف می‌دهد. در این بخش استخراج ویژگی به کمک GLCM، انجام می‌شود. این ویژگی‌ها شامل آنتروپی، کنتراست، همبستگی و انرژی است [۲۰]. ماتریس GLCM یک ماتریس N×N است که دارای یک فاصله و یک جهت می‌باشد. این ماتریس به صورت جدولی است که اغلب ترکیبات مختلف سطوح خاکستری پیکسل در یک تصویر را در پی دارد. به طور مثال اگر یک ماتریس داشته باشیم که داخل آن تعداد سطوح شدت روشنایی از صفر تا N-1 مقداردهی شده باشد؛ بزرگ‌ترین عددی که داخل ماتریس است تعداد سطر و ستون ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری آن عدد می‌شود. یعنی اگر بالاترین میزان سطح روشنایی در تصویر مربوطه بر فرض مثال مقدار پیکسل هشت باشد؛ ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری یک ماتریس ۸×۸ می‌شود. میزان جهت و فاصله‌ای را که در این ماتریس تعریف می‌شود باید در نظر گرفت و براساس آن‌ها ماتریس سطح خاکستری را مقداردهی کرد. در شکل ۲ یک نمونه مثال در رابطه با ماتریس GLCM نشان داده شده است. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌شود میزان سطوح روشنایی تصویر مورد نظر از مقدار ۱ تا مقدار ۸ است و بالاترین میزان سطح روشنایی در تصویر ۸ می‌باشد؛ بنابراین ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری یک ماتریس ۸×۸ خواهد بود که با توجه به جهت صفر و فاصلهٔ یک مقداردهی شده است. در ادامه ویژگی‌های بافتی کنتراست، آنتروپی، انرژی و یکنواختی به صورت هم‌زمان با کمک ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری از داخل تصویر بخش‌بندی شده در مرحله قبل استخراج می‌شوند. این ویژگی‌ها به ترتیب توسط روابط (۴)، (۵)، (۶) و (۷) نشان داده شده است. کنتراست به صورت رابطه (۴) محاسبه می‌شود.



شکل ۲: چگونگی ایجاد ماتریس GLCM

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

$$Contrast = \sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1}(i-j)^2 p_{ij} \quad (۴)$$

در رابطه (۴) p_{ij} عنصری از ماتریس رخداد هم زمان خاکستری است. یکنواختی نزدیک بودن توزیع عناصر در GLCM را نسبت به قطر GLCM اندازه‌گیری می‌کند و به صورت ریاضی توسط رابطه (۵) نشان داده می‌شود:

$$Homogeneit = \sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1}\frac{P_{ij}}{(1+|i-j|)} \quad (۵)$$

آنتروپی، معیاری از تصادفی بودن توزیع مقادیر سطوح خاکستری پیکسل‌های تصویر است که به صورت رابطه (۶) محاسبه می‌شود:

$$Entropy = -\sum_{i}^{L} p(z_i)\log_2 p(z_i) \quad (۶)$$

انرژی حاصل از تصویر که مجموع عناصر مربع در ماتریس GLCM است به صورت رابطه (۷) بیان می‌شود [۲۰].

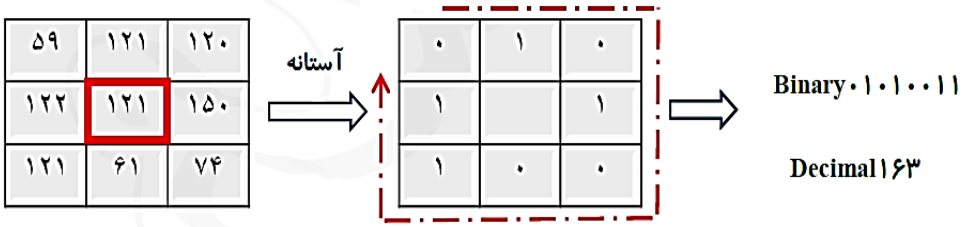
$$Energy = \sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1} {P_{ij}}^2 \quad (۷)$$

ویژگی‌های بافتی مدل گرادیان هیستوگرام جهت‌دار HOG(Histogram of Oriented Gradients) در سال ۲۰۰۵ توسط Dalal و Triggs ابداع گردید. الگوریتم HOG یک روش برای استخراج ویژگی‌های محلی در تصاویر است که می‌تواند در کاربردهایی مانند شناسایی چهره، تشخیص عابر پیاده و غیره مورد استفاده قرار گیرد. در الگوریتم HOGابتدا تصویر ورودی به سلول‌هایی تقسیم می‌شوند و بر روی پیکسل‌های این سلول‌ها گرادیان محاسبه می‌شود و بر حسب اندازه‌ای که محاسبه می‌شود و در جهتی که گرادیان‌ها دارند، برای هر سلول یک هیستوگرام تشکیل می‌شود و در آخر این هیستوگرام‌ها را در کنار هم الحاق می‌کنند و نتیجه حاصل، توصیف کننده‌ای است که از هیستوگرام‌های جهات گرادیان‌ها تشکیل شده است [۲۱]. به این دلیل که تمرکز این توصیف کننده، بر روی اطلاعات گرادیان یا به صورت دقیق‌تر، که در جهات لبه‌ها دارد، از این الگوریتم برای استخراج ویژگی‌های بخش‌بندی شده استفاده شده است. همچنین با توجه به این که ویژگی‌های شیب و جهات را در لبه‌ها به خوبی استخراج می‌کند، در روش پیشنهادی از بلوک‌های ۴×۴ استفاده شده است تا بتواند آن‌ها را با جزئیات بیشتری به دست آورد.

روش دیگری که برای استخراج ویژگی به کار می‌رود، ویژگی‌های بافتی الگوی باینری محلی (Local Binary Pattern)LBP نام دارد. الگوی باینری محلی اولین بار به عنوان یک توصیف کننده الگوی غیرحساس به دوران برای تصاویر طیف خاکستری معرفی شد. این الگوریتم با آستانه‌گیری همسایگی ۳×۳ برای هر پیکسل مرکزی با شدت سطح خاکستری Pc، تعداد ۸ پیکسل همسایه آن را Pn(n=0,1,..7) محاسبه نموده و نتیجه را به عنوان یک عدد باینری برمی‌گرداند [۲۲]. عملگر LBP اصلی به عنوان

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

توصیفگری قدرتمند برای بافت تصویر معرفی شده است. این عملگر برای هر پیکسل با توجه به برچسب پیکسل‌های همسایگی ۳×۳ یک عدد دودویی تولید می‌کند. برچسب‌ها با آستانه‌سازی مقدار پیکسل‌های همسایه با مقدار پیکسل مرکزی به دست می‌آیند. به این صورت که برای پیکسل‌های با مقدار بزرگ‌تر یا مساوی مقدار پیکسل مرکزی برچسب ۱ و برای پیکسل‌های با مقادیر کوچک‌تر از مقدار پیکسل مرکزی برچسب ۰ قرار می‌گیرد. سپس این برچسب‌ها به صورت چرخشی در کنار هم قرار گرفته و یک عدد ۸ بیتی تشکیل می‌دهند. نحوه کار عملگر LBP در شکل ۳ آمده است.



شکل ۳: نحوه عملکرد عملگر LBP

ویژگی‌های رنگی

با توجه به این که تصاویر با کیفیت مناسب به صورت RGB می‌باشند، در روش پیشنهادی به استخراج ویژگی‌های رنگی در کانال‌های R، G و B پرداخته شد. ویژگی‌های آماری شامل میانگین (μ) و انحراف معیار(σ) توسط هر جزء رنگی R، G و B محاسبه شده به صورت رابطه (۸) و (۹) تعریف می‌شوند.

$$\mu = \frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} p_{ij} \qquad (۸)$$

$$\sigma^2 = \sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(p_{ij}-\mu)^2} \qquad (۹)$$

در روابط (۸) و (۹) ، M و N تعداد سطر و ستون در تصویر و p_{ij} مقدار i امین ردیف و j امین ستون است؛ بنابراین در روش پیشنهادی میانگین هر کدام از میانگین و انحراف معیار برای همه کانال‌های رنگی R، G و B محاسبه می‌شود [۲۳].

نرمال‌سازی داده‌ها

با توجه به این که مقادیر بزرگ در مرحله استخراج ویژگی‌ها ممکن است بر روی صحت طبقه‌بندی تأثیر بگذارند، در نتیجه از رابطه (۱۰) برای نرمال‌سازی داده‌ها استفاده می‌شود. در این رابطه، $\hat{x}$ نشان دهنده مقدار جدید در ویژگی است. x_i مقدار اولیه‌ای از ویژگی را توصیف می‌کند. x_{min} و x_{max} به عنوان کوچک‌ترین مقدار و بزرگ‌ترین مقدار در نظر گرفته می‌شود [۲۴].

$$\hat{x} = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \qquad (۱۰)$$

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

انتخاب ویژگی

انتخاب ویژگی فرآیندی است که با انتخاب ویژگی‌های مؤثر در مجموعه داده‌های بزرگ باعث بهبود عملکرد فرآیند طبقه‌بندی می‌شود. از جمله اهداف انتخاب ویژگی می‌توان به کم کردن ابعاد و حجم داده‌ها، بالا بردن سرعت عملیات، بالا بردن صحت الگوریتم‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین و فهم بهتر نتایج اشاره کرد [۲۵].

الگوریتم ژنتیک GA(Genetic Algorithm) تکنیک جستجویی در علم رایانه برای یافتن راه‌حل تقریبی برای بهینه‌سازی و مسائل جستجو است. الگوریتم ژنتیک نوع خاصی از الگوریتم‌های تکامل است که از تکنیک‌های زیست‌شناسی مانند وراثت و جهش استفاده می‌کند. یک راه‌حل برای مسئله مورد نظر، با یک لیست از پارامترها نشان داده می‌شود که به آن‌ها کروموزوم یا ژنوم می‌گویند. کروموزوم‌ها عموماً به صورت یک رشته ساده از داده‌ها نمایش داده می‌شوند، البته انواع ساختمان داده‌های دیگر هم می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند. در ابتدا چندین مشخصه به صورت تصادفی برای ایجاد نسل اول تولید می‌شوند. در طول هر نسل، هر مشخصه ارزیابی می‌شود و ارزش تناسب (Fitness Value) توسط تابع تناسب به صورت رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود [۲۶].

$$fitness = \alpha ER(K) + (1-\alpha)\frac{|S|}{|C|} \quad (۱۱)$$

در رابطه (۱۱)، $\alpha ER(K)$ نرخ خطای طبقه‌بندی محاسبه شده توسط طبقه‌بند برای K مورد از ویژگی‌ها، $|C|$ در واقع کل ویژگی‌ها در مجموعه داده‌ها، $|S|$ ویژگی‌های انتخاب شده و α در واقع همان پارامتری است که برای کنترل خطای طبقه‌بندی به کار می‌رود که در اینجا ۰/۹۹ در نظر گرفته شد. گام بعدی ایجاد دومین نسل از جامعه است که بر پایه فرآیندهای انتخاب، تولید از روی مشخصه‌های انتخاب شده با عملگرهای ژنتیکی است: اتصال کروموزوم‌ها به سر یکدیگر و تغییر برای هر فرد، یک جفت والد انتخاب می‌شود. انتخاب‌ها به گونه‌ای‌اند که مناسب‌ترین عناصر انتخاب شوند تا حتی ضعیف‌ترین عناصر هم شانس انتخاب داشته باشند تا از نزدیک شدن به جواب محلی جلوگیری شود.

ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های با سرپرست (Supervised) است که از آن جهت طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. این الگوریتم از دو بخش تشکیل شده است. بخشی که نگاشت داده‌های ورودی در فضای بردار موسوم به فضای ویژگی را به انجام می‌رساند و بخشی به نام الگوریتم یادگیری که کشف الگوهای خطی در فضای ویژگی موردنظر را نشانه روی رفته است. داده‌های ورودی با استفاده از توابع هسته در یک فضای ویژگی در ابعاد بزرگ‌تر نگاشته می‌شود؛ به طوری که می‌توان معیار سنجش شباهت را براساس پارامترهای داخلی تعیین کرد. در مواردی که امکان جداسازی داده‌ها به صورت خطی یا تقریباً خطی فراهم باشد، تابع هسته خطی به کار گرفته شده و متناسب با آن تنظیم می‌شود. وقتی داده‌ها غیرخطی باشد، از یک هسته غیرخطی مناسب استفاده می‌شود. هسته غیرخطی با توجه به انتخاب تابع هسته کاربردی اعم از خطی، چندجمله‌ای، هسته شعاعی یا هر هسته دیگر به داده‌ها بستگی دارد [۲۷]. طبقه‌بند خطی تنها براساس پارامترهای داخلی داده‌ها توصیف می‌شود. طبقه‌بند بردار پشتیبان به صورت رابطه (۱۲) بیان می‌شود:

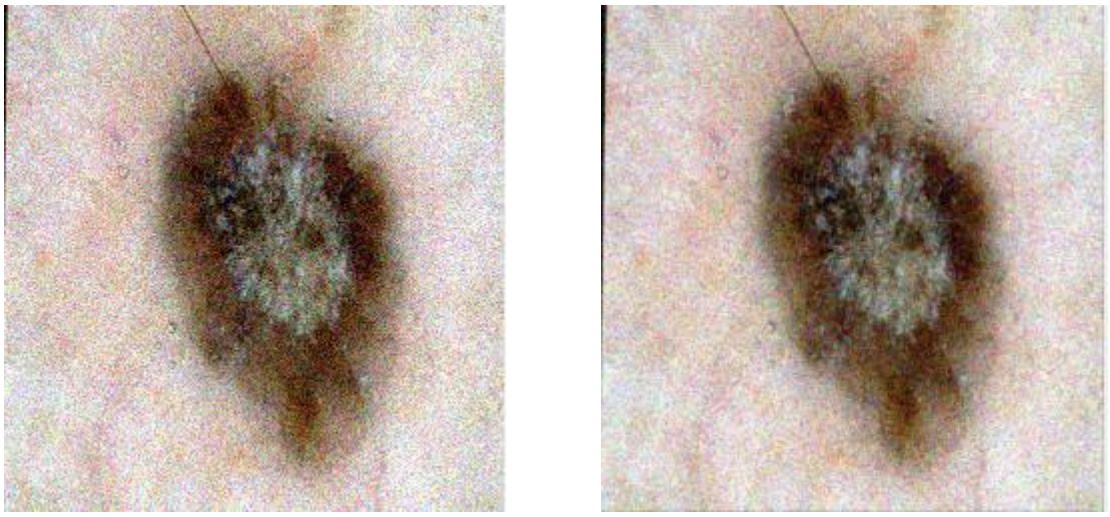
$$f(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{n} \alpha_i \langle x, x_i \rangle, i = 1, \dots, n \quad (۱۲)$$

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

در این تابع، یک پارامتر α_i برای هر شیء آموزشی وجود دارد. حاصل داخلی بین شیء جدید X و هر یک از اشیا آموزشی X_i باید مورد محاسبه قرار گیرد. در خصوص α_i، چنانچه شیء آموزشی مورد نظر یک بردار پشتیبانی نباشد، آنگاه α_i برابر با صفر خواهد بود.

در واقع هدف از این مطالعه شناسایی دو نوع سرطان پوست آکتینیک کراتوزیس و کارسینومای سلول سنگفرشی با استفاده از روش‌های خطی و غیرخطی می‌باشد. خروجی‌های حاصل از پیش پردازش (با استفاده از فیلتر میانه) و بخش‌بندی تصویر و استخراج مرزهای تصویر در شکل‌های ۴ و ۵ نشان داده شده است.

نتایج



الف ب

شکل ٤: پیش پردازش الف) تصویر اولیه ب) تصویر به دست آمده از اعمال فیلتر میانه

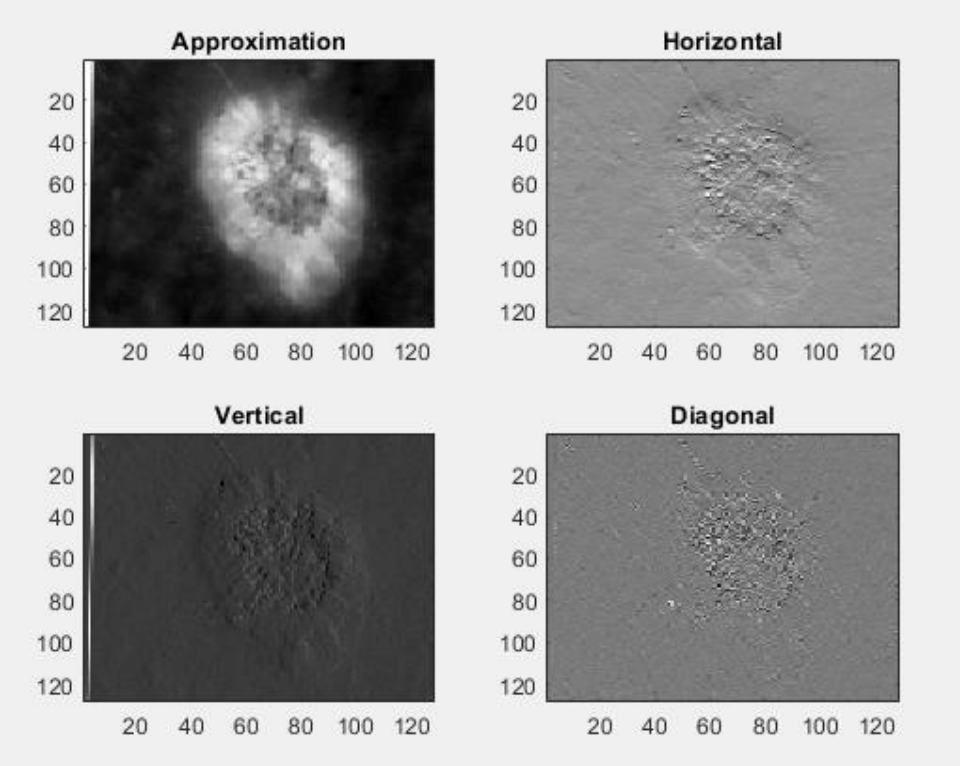


الف ب

شکل ٥: بخش‌بندی تصاویر الف) تصویر باینری شده ب) تصویر بخش‌بندی شده

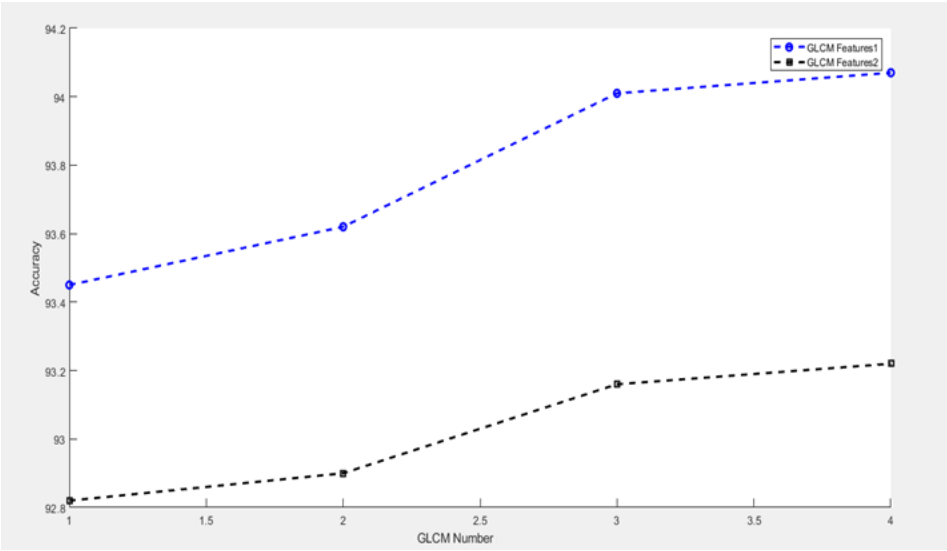
پس از اعمال بخش‌بندی و تعیین مرزهای هر تصویر، هرکدام از ناحیه‌ها به زیرباندهای مختلفی به کمک روش تبدیل موجک گسسته تجزیه می‌شود. این تجزیه در سه سطح صورت می‌گیرد که در شکل ۶ نشان داده شده است. در این شکل، تصویر به لایه تقریب در بالا سمت چپ، افقی در بالا سمت راست، عمودی در پایین سمت چپ و قطری در پایین سمت راست تقسیم شده است.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]



شکل ٦: تجزیه تصویر به لایه تقریب افقی، عمودی و قطری

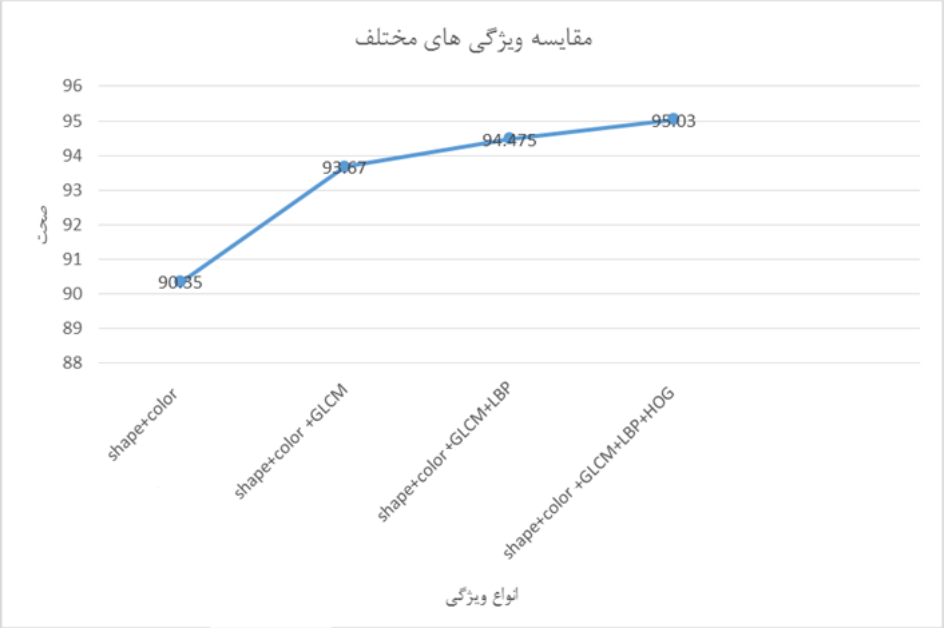
در روش پیشنهادی از ویژگی‌های مختلفی استفاده شد. ابتدا به بررسی تأثیر ویژگی‌های مختلف GLCM پرداخته شد، سپس تأثیر ویژگی‌های دیگر را بر روی صحت روش پیشنهادی بررسی شد. هنگامی که ویژگی‌ها توسط GLCM به دو حالت مختلف (با مقادیر نزدیک به هم) استخراج شدند. بدین‌ترتیب در شکل ۷ به مقایسه آن‌ها پرداخته شد. در این تعداد ویژگی‌های به کار رفته بر اساس ویژگی‌های بافتی از نوع کنتراست، آنتروپی، انرژی و یکنواختی در دو حالت مختلف نشان داده شد.



شکل ۷: نمودار ویژگی‌های نوع اول و دوم

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

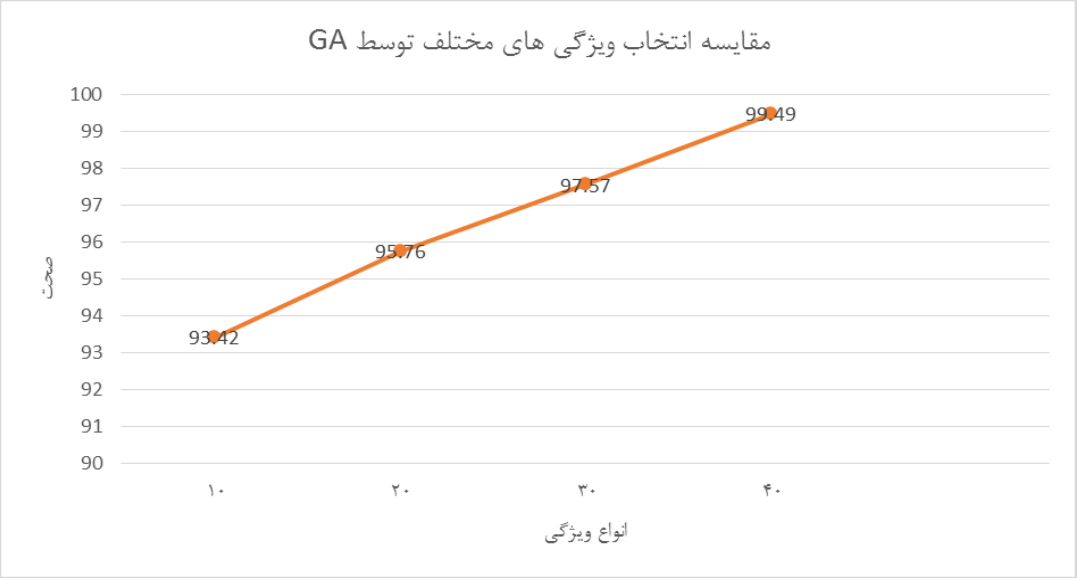
همان‌طور که در نمودار شکل ۷ نشان داده شد، ویژگی‌هایی که از نوع اول هستند، نسبت به ویژگی‌های نوع دوم از صحت بالاتری برخوردار هستند؛ بنابراین می‌توان یافت کرد که ویژگی‌های استخراج شده از نوع اول می‌تواند برای طبقه‌بندی مفیدتر واقع شوند. حال در ادامه به تأثیر ویژگی‌های مختلف در شکل ۸ پرداخته شد.



شکل ۸: نمودار تأثیر ویژگی‌های مختلف

همان‌طور که در شکل ۸ نشان داده شد، نمودار صحت روش پیشنهادی با وجود ویژگی‌های مختلف رفته رفته بیشتر شده و با کل تعداد ویژگی‌ها (۱۵۳ عدد) به ۹۵/۰۳٪ رسیده است. این در حالی است که پس از رسیدن به این نقطه مقدار صحت ثابت می‌ماند. به همین دلیل در ادامه از انتخاب ویژگی توسط روش الگوریتم ژنتیک جهت افزایش صحت روش پیشنهادی استفاده شد. همان‌طور که مشاهده شد، در بخش استخراج ویژگی‌ها، هنگامی که ویژگی‌های بسیار زیادی از تصاویر استخراج می‌شود، ویژگی‌ها اشباع می‌شود. به همین دلیل، از انتخاب ویژگی توسط الگوریتم ژنتیک توسعه داده شده استفاده شد که در شکل ۹ به بررسی تأثیر این الگوریتم در انتخاب ویژگی‌های بهینه و بهبود عملکرد ماشین بردار پشتیبان پرداخته شد. همان طور که در شکل ۹ نشان داده شد، در انتخاب ویژگی بهینه توسط ژنتیک با ۴۰ ویژگی بهترین عملکرد با صحت ۹۹/۴۹٪ به دست آمد که عملکرد بسیار قابل قبولی را دارد.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]



شکل ۹: تأثیر انتخاب ویژگی‌ها توسط الگوریتم ژنتیک

بحث و نتیجه‌گیری

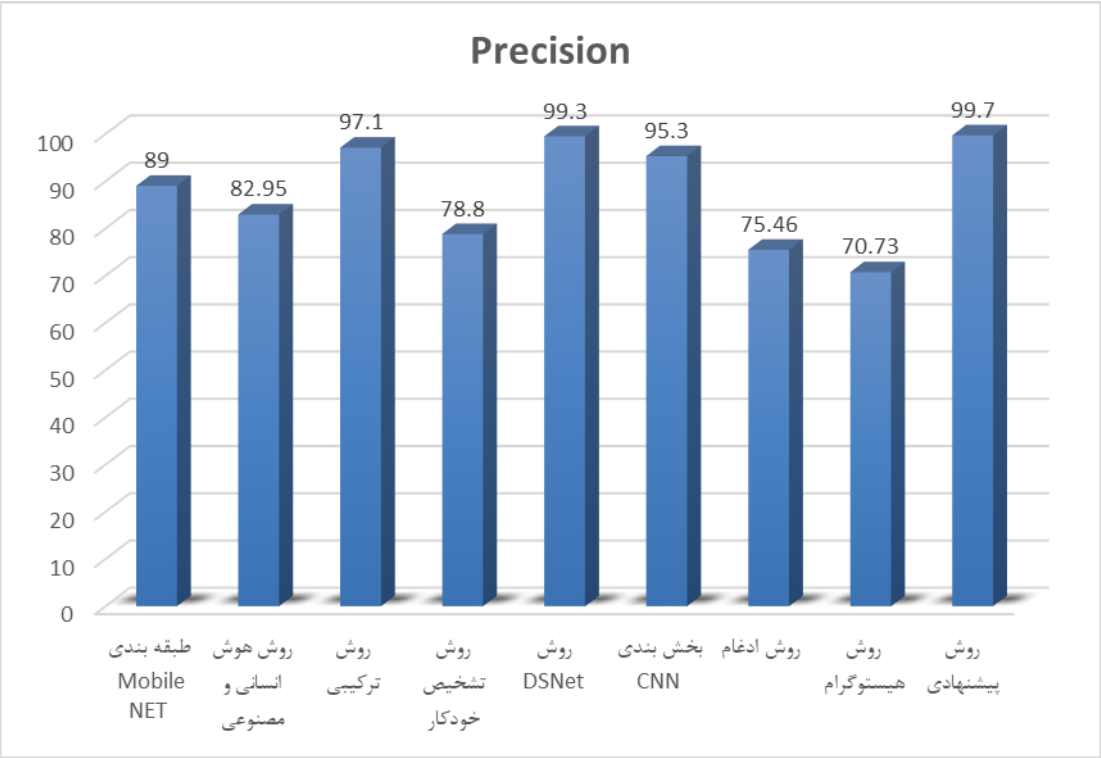
سرطان در اصل یک بیماری سلولی است و در واقع هر بدخیمی از یک سلول یا گروهی از سلول‌ها منشأ می‌گیرد، این بیماری شامل فرآیندی می‌باشد که طی آن سلول‌ها دچار تغییر می‌گردند و این تغییرات باعث از بین رفتن برخی یا تمامی خصوصیات طبیعی سلول و ظهور خصوصیات غیرطبیعی می‌گردد و در نهایت باعث تغییر در ظاهر سلول، غشاء سلول، ویژگی‌های رشد سلولی می‌گردد. سلول در واقع واحد اصلی سازنده بدن تمام موجودات زنده می‌باشند، همه سلول‌های زنده بدن موجودات دارای خصوصیات مشترکی می‌باشند که این خصوصیات شامل قدرت رشد و تکثیر و واکنش‌پذیری سلول‌ها می‌باشند. در صورت بروز هرگونه آسیب و یا تخریب سلولی، مکانیسم خاصی باعث جایگزینی منظم سلول‌ها می‌گردد و همچنین طی این مکانیسم اصلاح آسیب، صورت می‌گیرد و در واقع چرخه تکثیر سلولی تحت فرآیندی خاص به نام سیکل سلولی صورت می‌گیرد. در حال حاضر سرطان یکی از مسائل مهم و اصلی بهداشت و درمان در ایران و تمام دنیا است. سرطان پستان در مقایسه با سرطان‌های دیگر زودتر رخ می‌دهد و از این رو بزرگ‌ترین علت از دست رفتن سال‌های عمر در زنان و عمده‌ترین مشکل برای سلامتی آن‌ها محسوب می‌شود. این بیماری به رغم انتشار گسترده، قابل شناسایی به موقع و معالجه قطعی است؛ بنابراین تشخیص به موقع می‌تواند مفید واقع شود.

روشی که در گذشته برای تشخیص سرطان استفاده می‌شد، نمونه‌برداری از ضایعه مشکوک و انجام تست‌های پاتولوژی بوده است. این روش برای بیمار ناخوشایند بوده و نیازمند صرف وقت و هزینه زیادی می‌باشد. در روش پیشنهادی، روش طبقه‌بندی سرطان پوستی در تصاویر میکروسکوپی با استفاده از طبقه‌بند و تشخیص مرزبندی ارائه شد. در این روش ابتدا پیش‌پردازشی با استفاده فیلتر میانه صورت گرفت. سپس تشخیص مرز بر روی تمام تصاویر و لبه‌های اطراف مناطق متمایز را بهبود بخشید که باعث موفقیت مراحل بعدی شد. در فاز بعدی پس از بخش‌بندی به تجزیه ویولت گسسته در سه سطح تجزیه پرداخته شد. سپس از لایه تقریب جهت استخراج ویژگی‌های بافتی، شکلی، GLCM و HOG استفاده شد. در فاز انتخاب ویژگی از الگوریتم ژنتیک استفاده شد با مقایسه الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها می‌توان یافت کرد که این روش نسبت به سایر روش‌ها عملکرد بهتر و مطلوب‌تری دارد.

در ادامه به مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها شامل موبایل نت (Mobile Net) [۲۸]، ترکیب هوش انسانی و مصنوعی [۲۹] ادغام ویژگی ترکیبی [۳۰]، روش تشخیصی خودکار [۳۱]، روش DSNet، [۳۲]. بخش‌بندی CNN [۳۳]، روش ادغام [۳۴]، روش هیستوگرام [۳۵] پرداخته شد. نتایج روش پیشنهادی با سایر روش‌ها در شکل ۱۰ نشان داده شد. همان‌طور در این شکل مشخص است روش پیشنهادی از نظر

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

معیار صحت نسبت به سایر روش‌ها از عملکرد بهتری برخوردار است. حال آن که روش‌های دیگر همانند ادغام ویژگی ترکیبی ارتباط تنگاتنگی با روش پیشنهادی دارد با این وجود باز هم عملکرد ضعیف‌تری دارد. این در حالی است که روش‌های DSNet و CNN در رده‌های سوم و چهارم، ترکیب هوش انسانی و مصنوعی و روش Mobile Net بسیار نزدیک به هم عمل می‌کنند و به ترتیب در رده‌های پنجم و ششم قرار می‌گیرند.



شکل ۱۰: مقایسه پژوهش‌های پیشین با روش پیشنهادی

روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها دارای صحت بالاتری است. همچنین سهولت اجرا کار و سرعت رسیدن به پاسخ (۳±۰/۳ ثانیه) از مزایای روش ارائه شده در این مطالعه است. در دیگر روش‌ها همانند CNN فرایند بخش‌بندی می‌بایست با تنظیم دقیق لایه‌ها صورت گیرد که این امر بسیار زمان‌گیر است، از طرفی یادگیری به کمک روش DSNet نیز به همین دلیل یعنی محاسبات زیاد فرایندی زمان‌بر و پیچیده است. در روش ادغام و تشخیص خودکار، می‌بایست ویژگی‌های مؤثر در کنار هم گنجانده شوند تا بتوان به صحت موردنظر رسید، روش هیستوگرام نیز به سبب تنظیم شدت تصویر چندان روش مطمئنی به نظر نمی‌رسد؛ لذا می‌بایست روشی اتخاذ می‌شد که هیچ‌کدام از نقاط ضعف موارد ذکر شده را نداشته باشد که این امر در روش پیشنهادی به کار گرفته شد. بدین‌صورت که با انتخاب فرآیند بخش‌بندی مناسب صحت ۹۹/۷٪ رسیده است.

تعارض منافع

بدین‌وسیله نویسندگان تصریح می‌نمایند که در مورد پژوهش حاضر هیچ‌گونه تضاد منافعی وجود ندارد.

References

1. Habif TP, Campbell JL, Dinulos JG, Chapman MS, Zug KA. Skin Disease: Diagnosis and Treatment (Skin Disease: Diagnosis and Treatment. 3rd ed. London: Saunders; 2011.

2. Stulberg DL, Crandell B, Fawcett RS. Diagnosis and treatment of basal cell and squamous cell carcinomas. Am Fam Physician 2004; 70(8):1481-8.

3. Chuh AA, Zawar V. Demonstration of residual perifollicular pigmentation in localized vitiligo—a reverse and novel application of digital epiluminescence dermoscopy. Comput Med Imaging Graph. 2004;28(4):213-7. doi: 10.1016/j.compmedimag.2004.03.001

4. Paoli J, Smedh M, Wennberg AM, Ericson MB. Multiphoton laser scanning microscopy on non-

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

melanoma skin cancer: morphologic features for future non-invasive diagnostics. Journal of Investigative Dermatology 2008; 128(5):1248-55.
5. Kleinpenning MM, Wolberink EW, Smits T, Blokx WA, Van De Kerkhof PC, Van Erp PE, et al. Fluorescence diagnosis in actinic keratosis and squamous cell carcinoma. Photodermatology, Photoimmunology & Photomedicine 2010;26(6):297-302. https://doi.org/10.1111/j.1600-0781.2010.00546.x
6. Abbas Q, Fondón I, Rashid M. Unsupervised skin lesions border detection via two-dimensional image analysis. Comput Methods Programs Biomed 2011; 104(3):e1-15. doi: 10.1016/j.cmpb.2010.06.016
7. Ballerini L, Fisher RB, Aldridge B, Rees J. Non-melanoma skin lesion classification using colour image data in a hierarchical K-NN classifier. 9th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI). New Delhi, India: IEEE; 2012.
8. Maurya R, Singh SK, Maurya AK, Kumar A. GLCM and Multi Class Support vector machine based automated skin cancer classification. In2014 International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom); 2014 Mar 5-7; IEEE; 2014. p. 444-7. doi: 10.1109/IndiaCom.2014.6828177
9. Buch K, Fujita A, Li B, Kawashima Y, Qureshi MM, Sakai O. Using texture analysis to determine human papillomavirus status of oropharyngeal squamous cell carcinomas on CT. American Journal of Neuroradiology 2015;36(7):1343-8.
10. Kawahara J, BenTaieb A, Hamarneh G. Deep features to classify skin lesions. 13th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI); 2016 Apr 13-16; IEEE; 2016. p. 1397-400. doi: 10.1109/ISBI.2016.7493528
11. Dorj UO, Lee KK, Choi JY, Lee M. The skin cancer classification using deep convolutional neural network. Multimedia Tools and Applications 2018;77(8):9909-24. https://doi.org/10.1007/s11042-018-5714-1
12. Herment A, Kachenoura N, Lefort M, Bensalah M, Dogui A, Frouin F, et al. Automated segmentation of the aorta from phase contrast MR images: validation against expert tracing in healthy volunteers and in patients with a dilated aorta. J Magn Reson Imaging 2010;31(4):881-8. doi: 10.1002/jmri.22124
13. Unay D, Ekin A, Cetin M, Jasinschi R, Ercil A. Robustness of local binary patterns in brain MR image analysis. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc 2007;2007:2098-101.
doi: 10.1109/IEMBS.2007.4352735
14. Rao M, Joshua Fernandez C, Sreekumar K. Accuracy Assessment & Classification of Keratosis Skin Lesion Images using Feature Extraction & Classification Algorithms-LBP, LDP& HOG. International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering 2020; 9(6): 397-403. doi: 10.35940/ijitee.F3737.049620
15. Too J, Abdullah AR, Mohd Saad N. Binary competitive swarm optimizer approaches for feature selection. Computation 2019;7(2):31. https://doi.org/10.3390/computation7020031
16. Gutzmer R, Wiegand S, Kölbl O, Wermker K, Heppt M, Berking C. Actinic Keratosis and Cutaneous Squamous Cell Carcinoma: Treatment Options. Dtsch Arztebl Int 2019; 116(37): 616–26. doi: 10.3238/arztebl.2019.0616
17. Casari A, Chester J, Pellacani G. Actinic keratosis and non-invasive diagnostic techniques: an update. Biomedicines 2018;6(1):8. doi: 10.3390/biomedicines6010008
18. Khan S, Hussain M, Aboalsamh H, Bebis G. A comparison of different Gabor feature extraction approaches for mass classification in mammography. Multimedia Tools and Applications 2017; 76(1):33-57.
19. Wu J, Jin X, Mi S, Tang J. An effective method to compute the box-counting dimension based on the mathematical definition and intervals. Results in Engineering 2020; 6:100106. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2020.100106
20. Ramola A, Shakya AK, Van Pham D. Study of statistical methods for texture analysis and their modern evolutions. Engineering Reports 2020;2(4):e12149. https://doi.org/10.1002/eng2.12149
21. Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05); 2005 Jun 20-25; San Diego, CA, USA: IEEE; 2005. p. 886-93. doi: 10.1109/CVPR.2005.177
22. Sujji GE, Lakshmi YV, Jiji GW. MRI brain image segmentation based on thresholding. International Journal of Advanced Computer Research 2013;3(1):97-101.
23. Losson O, Macaire L, Yang Y. Comparison of color demosaicing methods. Advances in Imaging and Electron Physics, Elsevier 2010; 162:173-265. doi: 10.1016/S1076-5670(10)62005-8
24. Cao XH, Stojkovic I, Obradovic Z. A robust data scaling algorithm to improve classification accuracies in biomedical data. BMC Bioinformatics 2016;17(1):359. doi: 10.1186/s12859-016-1236-x
25. Moridani MK, Setarehdan SK, Nasrabadi AM, Hajinasrollah E. A novel approach to mortality prediction of ICU cardiovascular patient based on fuzzy logic method. Biomedical Signal Processing and Control 2018;45:160-73. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.05.019
26. Mehboob U, Qadir J, Ali S, Vasilakos A. Genetic algorithms in wireless networking: techniques, applications, and issues. Soft Computing 2016;20(6):2467-501.
27. Moridani MK, Zadeh MA, Mazraeh ZS. An efficient automated algorithm for distinguishing normal and abnormal ECG signal. IRBM 2019;40(6):332-40.
https://doi.org/10.1016/j.irbm.2019.09.002
28. Chaturvedi SS, Gupta K, Prasad PS. Skin lesion analyser: an efficient seven-way multi-class skin cancer classification using MobileNet. Skin Cancer

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

Classification using Deep Learning; 2011. p. 1-11. doi: 10.1007/978-981-15-3383-9_15

29. Hekler A, Utikal JS, Enk AH, Hauschild A, Weichenthal M, Maron RC, et al. Superior skin cancer classification by the combination of human and artificial intelligence. Eur J Cancer 2019;120:114-21. doi: 10.1016/j.ejca.2019.07.019

30. Rao M, Calvin Joshua Fernandez CJ, Sreekumar K. Accuracy Assessment & Classification of Keratosis Skin Lesion Images using Feature Extraction & Classification Algorithms-LBP, LDP& HOG. International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering 2020; 9(6): 397-403. doi:10.35940/ijitee.f3737.049620

31. Pacheco AG, Krohling RA. The impact of patient clinical information on automated skin cancer detection. Comput Biol Med 2020;116:103545. doi: 10.1016/j.compbiomed.2019.103545

32. Hasan MK, Dahal L, Samarakoon PN, Tushar FI, Martí R. DSNet: Automatic dermoscopic skin lesion segmentation. Computers in Biology and Medicine 2020;120:103738. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2020.103738

33. Zafar K, Gilani SO, Waris A, Ahmed A, Jamil M, Khan MN, Sohail Kashif A. Skin lesion segmentation from dermoscopic images using convolutional neural network. Sensors 2020;20(6):1601. doi: 10.3390/s20061601

34. Nanni L, Paci M, Maguolo G, Ghidoni S. Deep learning for actinic keratosis classification. AIMS Electronics and Electrical Engineering. 2020;4(1):47-56. doi:10.3934/ElectrEng.2020.1.47

35. Song T, Li H, Meng F, Wu Q, Cai J. LETRIST: Locally encoded transform feature histogram for rotation-invariant texture classification. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology 2017;28(7):1565-79. doi: 10.1109/TCSVT.2017.2671899

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

Original Article

Journal of Health and Biomedical Informatics
Medical Informatics Research Center
2021; 8(1):67-83

Intelligent Diagnosis of Actinic Keratosis and Squamous Cell Carcinoma of the Skin, Using Linear and Nonlinear Features Based on Image Processing Techniques

Naghashzargar Nazanin[1], Karimi Moridani Mohammad[2]*, Mahmoudi Hamid Reza[3]

• **Received:** 17 Apr 2021 • **Accepted:** 27 Apr 2021

Introduction: Most skin cancers are treatable in the early stages; thus, an early and rapid diagnosis can be very important to save patients' lives. Today, with artificial intelligence, early detection of cancer in the initial stages is possible.

Method: In this descriptive-analytical study, a computerized diagnostic system based on image processing techniques was presented, which is much more helpful for the patient. In this method, dermoscopic images of actinic keratosis and squamous cell carcinoma were improved by preprocessing techniques and the potential noises were removed. Then, segmentation was performed using the thresholding method to separate the lesion from the underlying skin. Thereafter, from the segmented area, texture, shape, and color information and features were extracted. Finally, the feature reduction method and support vector machine (SVM) were used to evaluate the proposed method qualitatively and quantitatively.

Results: The data in this study included 100 samples of actinic keratosis images and 100 samples of squamous cell carcinoma. The results of the present study showed that using the genetic algorithm method together with the support vector machine method could help identify the type of skin cancer with 99.7 ± 0.4% accuracy.

Conclusion: The effect of different tissue features in diagnosing the type of lesion showed an increase in the amount and variety of features extracted from the samples would lead to better training and more accurate analysis of the system.

Keywords: Skin Cancer, Actinic Keratosis, Squamous Cell Carcinoma, Image Processing, Intelligent Diagnosis

• **Citation:** Naghashzargar N, Karimi Moridani M, Mahmoudi HR. Intelligent Diagnosis of Actinic Keratosis and Squamous Cell Carcinoma of the Skin, Using Linear and Nonlinear Features Based on Image Processing Techniques. Journal of Health and Biomedical Informatics 2021; 8(1): 67-83. [In Persian]

1.M.Sc. in Biomedical Engineering, Biomedical Engineering Dept., Faculty of Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Iran

2. Ph.D. in Biomedical Engineering, Assistant Professor, Biomedical Engineering Dept., Faculty of Health and Biomedical Engineering, Tehran Medical Sciences, Islamic Azad University, Tehran, Iran

3. M.D., Associate Professor, Dermatology Dept., Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

***Corresponding Author:** Mohammad Karimi Moridani

Address: Biomedical Engineering Dept., Faculty of Health and Biomedical Engineering, Tehran Medical Sciences, Islamic Azad University, Zargandeh St., Shariati Ave., Tehran, Iran

• **Tel:** 021 22006660 • **Email:** karimi.m@iautmu.ac.ir

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]