

تشخیص سرطان پستان در سطح مولکولی سلولی با رویکرد هوش مصنوعی

سمیرا اسدزاده^{۱*} و بهمن روائی^۲

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>نوع مقاله: پژوهشی دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۲/۰۱ بازنگری مقاله: ۱۴۰۱/۰۴/۱۰ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۶/۰۲</p>	<p>سرطان پستان شایع ترین سرطان در زنان است. ضرورت تشخیص این بیماری در مراحل اولیه شانس درمان را افزایش می‌دهد. هدف این پژوهش ارائه روشی برای تشخیص زود هنگام، با غربالگری دقیق و سریع سرطان پستان با کم کردن خطاهای انسانی و بالا بردن شانس افزایش طول عمر افراد و کاهش میزان مرگ و میر با رویکرد هوش مصنوعی در پزشکی می‌باشد. در پیاده‌سازی این پژوهش کاربردی و نظارت شده از دو مجموعه داده میکروسکوپی هیستوپاتولوژیک، به ترتیب شامل ۱۲۴ و ۵۷۶ بیمار مبتلا به سرطان کارسینوم مجرای تهاجمی پستان استفاده شده است. در ابتدا پیش‌پردازش داده‌ها و بهبود کیفیت تصاویر، سپس بخش‌بندی تصاویر با شبکه U-Net جهت جداسازی سلول‌های سرطانی از بافت سالم سینه و حذف داده‌های پرت انجام شده است. سپس با ترکیب شبکه‌های عصبی عمیق، استخراج ویژگی‌های موثر صورت گرفته و با روش رأی اکثریت، داده‌ها طبقه‌بندی و سیستم غربالگری تشخیص‌گرید تومورهای سرطان کارسینوم مجرای تهاجمی پستان ایجاد گردیده است. سیستم پیشنهادی با استخراج ویژگی‌های سطح بالا با دقت ۹۲٪ و ۹۳٪، حساسیت ۹۶٪ و ۹۳٪ و صحت ۹۱٪ و ۹۱٪ و AUC ۹۸٪ و ۹۵٪ در دو مجموعه داده متفاوت، با کمترین خطا و سرعت بالای تشخیص، بهترین عملکرد را در تشخیص و طبقه‌بندی سرطان پستان داشته که از ویژگی‌های این پژوهش نسبت به سایر تحقیقات می‌باشد.</p>
<p>واژگان کلیدی: هوش مصنوعی، بخش‌بندی، طبقه‌بندی، یادگیری جمعی، سرطان پستان.</p>	

۱-مقدمه

سرطان پستان یک بیماری پیچیده و ناهمگن با فوتوتیپ‌های بافت شناختی، مولکولی و بالینی متفاوت می‌باشد که هم در زنان و هم در مردان وجود دارد، اما شیوع آن در مردان بسیار کمتر از زنان است [۱]. سلول‌های سرطانی از جهات مختلف با سلول‌های طبیعی بدن متفاوت هستند. هنگامی که یک سری جهش منجر به ادامه رشد و تقسیم خارج از کنترل سلول می‌شود، سلول‌های طبیعی به سلول‌های سرطانی تبدیل می‌شوند که به سرعت تکثیر می‌

شوند و توانایی شان را برای کپی شدن و رشد را حفظ می‌کنند [۲]. نتیجه این رشد بدون کنترل سلول ایجاد توده‌های بافت یا تومور است [۳]. بیان این مسئله که سرطان پستان شایع ترین بدخیمی و اولین عامل مرگ و میر در بین زنان است، تشخیص زود هنگام این بیماری مهم‌ترین گام در راستای پیشبرد برنامه‌های درمانی برای رهایی از این بیماری می‌باشد [۴]. اهمیت و ضرورت تشخیص سرطان پستان در مراحل اولیه نه تنها شانس درمان را افزایش می‌دهد، بلکه از عوارض روحی-روانی، خانوادگی و اجتماعی آن جلوگیری می‌کند [۵].

*پست الکترونیک نویسنده مسئول: samira.asadzadeh@gmail.com

۱. دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرودشت، ایران
۲. استادیار، دانشکده مهندسی، دانشگاه یاسوج

با دقت و حساسیت بالا و کمترین خطا بررسی گردیده است [۷].

در مطالعه دیگری توسط بنجامین و همکارانش برای بهبود دقت تشخیص و کاهش میزان تشخیص اشتباه سرطان سینه از شبکه ANN و ماشین بردار پشتیبان SVM برای طبقه‌بندی سرطان پستان استفاده کردند. در این تحقیق، شبکه ANN در طبقه‌بندی تومورهای سرطانی به دقت ۷۶/۶٪ دست یافت و SVM با استفاده از توابع شعاعی بهترین دقت طبقه‌بندی ۹۱/۶٪ را به دست آورد [۸]. در مطالعه سعد و همکارانش در تقویت تشخیص سرطان سینه با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال و مقایسه آن با سه الگوریتم یادگیری ماشین از جمله رگرسیون لجستیک و نزدیکترین همسایه K- و ماشین های بردار پشتیبانی SVM، شبکه عصبی کانولوشن CNN توانست با دقت ۸۷٪ بهترین عملکرد را نسبت به سه الگوریتم دیگر به دست بیاورد [۹].

در پژوهشی دیگر توسط رضایی پناه و همکاران، فرآیند تشخیص سرطان سینه با یک رویکرد دو مرحله ای ثبت شده است، در مرحله اول دو پارامتر ویژگی‌های موثر و تعداد نودهای لایه مخفی به منظور آموزش شبکه عصبی MLP به صورت همزمان توسط یک الگوریتم ژنتیک، بهینه سازی می‌شوند. سپس با استفاده از ویژگی‌های انتخاب شده و تعداد نودهای لایه مخفی، یک مدل طبقه‌بندی بر مبنای شبکه‌ی عصبی MLP برای تشخیص سرطان سینه در مرحله دوم ایجاد می‌شود. در این مرحله از یک الگوریتم ژنتیک موازی Fine Grain بر مبنای پارامترهای بهینه سازی شده، برای تنظیم وزن‌های شبکه‌ی عصبی MLP استفاده می‌شود. ارزیابی آزمایش‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی ایشان، در مقایسه با روش GAANN روی مجموعه داده‌ی گلبول سفید خون به نتایج بهتری رسیده است و دقت ۹۸/۷۲٪ را در حالت میانگین گزارش می‌کند [۱۰].

زارع و محمدزاده، دو الگوریتم آشکارساز، جهت شناسایی نویزهای ضربه‌ای در تصویر نویزدار معرفی کرده‌اند. در این تحقیق جهت بررسی روش پیشنهادی، نویزهای ضربه‌ای با سه نوع توزیع متفاوت مدلسازی به تصویر اصلی اضافه شده اند و تصویر بازسازی شده با تصویر اصلی مورد مقایسه قرار گرفته است؛ بنابراین برای ارزیابی نویزهای شناسایی شده به کمک الگوریتم‌های آشکارساز پیشنهادی و کیفیت

بنابراین هر روشی که به تشخیص زودهنگام سرطان پستان کمک کند، می‌توان کارکرد شگرفی داشته باشد. از این رو پیشنهاد یک شیوه غربالگری سرطان کارسینوم مجرای تهاجمی پستان و همچنین امکان جایگزین کردن آن با روش‌های روتین غربالگری بسیار مهم است. از آثار این روش می‌توان به بالا بردن حساسیت روش‌های غربالگری و بهتر کردن سیستم‌های طبقه‌بندی سرطان پستان و ارزیابی پاسخ به تشخیص بهنگام، دقیق و سریع در مراحل اولیه سرطان با هدف رسیدن به درمان به موقع و موثر و بالا بردن شانس افزایش طول عمر افراد و کاهش میزان مرگ و میر و کم کردن خطاهای انسانی با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌باشد.

یکی از راه‌های تشخیص زودرس سرطان پستان پردازش تصاویر پزشکی مبتنی بر هوش مصنوعی و ایجاد سیستم های پردازش تصویر با قابلیت پردازش در حجم بالا و حداقل زمان و هزینه را فراهم آورده است و همچنین دقت تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌ها را افزایش داده است. این سیستم‌ها، خستگی، خطاهای انسانی و ضعف‌های دیگری که شخص تشخیص دهنده می‌تواند دچار آن شود را ندارند [۶].

در این مهم اسکات و همکارانش در Google Health آزمایش‌هایی را انجام داده‌اند که تصمیم رایانه را با تصمیم اولین متخصص تشخیص سرطان مقایسه می‌کند. اگر این دو تشخیص به توافق برسند، مشکل برطرف می‌شود. اگر نتایج تطابق نداشته باشند از هوش مصنوعی خواسته می‌شود که نتیجه را با تصمیم متخصص دوم مقایسه کند. این مطالعه که در مجله Nature منتشر شده است، نشان داد که استفاده از هوش مصنوعی برای بررسی تشخیص اولین متخصص می‌تواند حداکثر ۸۸ درصد از حجم کار را برای متخصص دوم کم کند. در این پژوهش ابتدا متخصص پاتولوژیست تصاویر را برای آموزش هوش مصنوعی برچسب گذاری کرده است، سپس هوش مصنوعی به نحوی آموزش داده شده که بر لبه‌های ضایعات یعنی مکان‌هایی که تومورهای بالقوه با بافت سالم برخورد می‌کنند تمرکز کند و ضایعات مشکوک مورد نظر را پیدا کرده و از بافت‌های سالم و داده‌های غیر مرتبط جدا کند. سپس داده‌های پاکسازی شده را مانند یک پاتولوژیست طبقه‌بندی می‌کند. در نهایت پس از اتمام آموزش، هوش مصنوعی مورد آزمایش و ارزیابی قرار گرفته است و عملکرد آن در استخراج ویژگی‌های مناسب و تشخیص و طبقه‌بندی سرطان پستان

می نماید، توانایی تشخیص دیگر بیماری‌های سرطانی را نیز دارد و می‌توان از این روش در دیگر بیماری‌های سرطانی نیز استفاده کرد.

روش پیشنهادی برای تشخیص سرطان پستان در این مقاله، دارای پنج مرحله است. قبل از اعمال هیستوگرام تطبیقی و گرادیان ریخت شناسی، بارگیری مجموعه داده‌ها انجام می‌شود. پس از آنبخش‌بندی معنایی تصاویر با شبکه U-Net به منظور جداسازی داده‌های پرت و پایین آوردن بار محاسباتی انجام می‌گیرد. در مرحله بعد از شبکه عصبی کانولوشن برای استخراج ویژگی‌های موثر استفاده می‌گردد. در آخرین مرحله از ترکیب الگوریتم‌ها^۱ با یادگیری جمعی به روش رای اکثریت برای تشخیص و طبقه بندی استفاده می‌گردد.

برای اطمینان از کارکرد صحیح روش پیشنهادی از دو مجموعه داده برای ارزیابی استفاده شده است. این دو مجموعه داده عبارتند از مجموعه داده‌های میکروسکوپی هیستوپاتولوژیک [۱۴] و تصاویر میکروسکوپی بافت‌شناسی مربوط به ریز آرایه‌های بافت سرطانی [۱۵]. در ارزیابی روش پیشنهادی از معیارهای دقت، صحت، حساسیت و AUC استفاده شده است، که بررسی آن‌ها کارکرد مناسب روش پیشنهادی را به نسبت روش‌های رقیب نشان می‌دهند.

در ادامه می‌توان نوآوری‌های این مقاله را به صورت زیر لیست کرد:

- در این مقاله برای اولین بار از مجموعه داده‌های تصویر میکروسکوپی هیستوپاتولوژیک [۱۴] که توسط یک تیم ایرانی تهیه شده است، استفاده شده است.
- استفاده از داده‌های سلولی-مولکولی، به گونه‌ای که بتوان با اعمال تنظیمات محدودی، از این روش در تشخیص دیگر بیماری‌های سرطانی نیز بهره برد.
- از یادگیری عمیق برای پردازش تصاویر میکروسکوپی با کیفیت و رزولوشن بالا به منظور کشف ناهنجاری‌های پزشکی و تشخیص بیماری‌ها استفاده شده است.

تصاویر بازسازی شده از شاخص صحت کلی و شاخص نسبت اوج سیگنال به نویز به ترتیب استفاده شده است. نتایج ارزیابی‌ها نشان می‌دهند، که روش پیشنهادی بر مبنای دو الگوریتم آشکارساز معرفی شده که به مراتب بهتر از روش فیلترینگ دو عبوری می‌باشد و نسبت به یکی از روش‌های معرفی شده قبلی یعنی فیلترینگ دو عبوری میانه‌ی توافقی نتایج بهتری را نشان می‌دهد. کیفیت تصاویر بهینه‌سازی شده توسط روش پیشنهادی ایشان، بهتر از دو روش دیگر است؛ این افزایش کیفیت به طور میانگین و به ترتیب با افزایش ۰.۲ و ۰.۴ دسیبل در شاخص نسبت اوج سیگنال به نویز می‌باشد [۱۱].

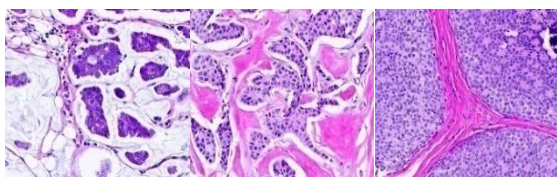
در تحقیق پانید تیموری و مهدی مزینانی در ارائه یک مدل هوشمند قطعه بندی جهت شناسایی همپوشانی سلولی در تصاویر دیجیتال مبتنی بر منطق فازی و تبدیل موجک گسسته جهت شناسایی سرطان معده از الگوریتمی مبتنی بر کلاه بالا به پایین جهت بهبود کیفیت تصویر بهره گرفته شده و سپس با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی فازی، تبدیل موجک گسسته، رشد منطقه و مکانیزم رای گیری جهت تشخیص سلول‌ها انجام شده است. سپس با کمک یک روش مبتنی بر عملیات مورفولوژی پیشرفته، سلول‌های دارای همپوشانی از یکدیگر جدا می‌شوند و در نهایت ویژگی‌های سلول، استخراج و به کمک الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با کرنل، RBF طبقه‌بندی می‌گردند. الگوریتم ارائه شده بر روی تصاویر دیجیتال میکروسکوپی و با دقت تشخیص سلول‌های سالم و سرطانی ۹۲/۱۲٪ و سلول‌های خوش خیم و بدخیم ۹۴/۱۴٪ می‌باشد [۱۲].

بررسی روش‌های موجود نشان می‌دهد که، روش‌های موجود غالباً در سطح سلولی-مولکولی نیستند، در حالی که یک تومور بدخیم سرطانی، در ابتدای کار به صورت یک مجموعه کوچک از سلول‌ها ظهور می‌کند و روشی که در این سطح بتواند عمل کند، قطعاً کارکرد بهتری خواهد داشت. از طرف دیگر روش‌های موجود غالباً بر یک شیوه یا الگوریتم یادگیری ماشین متمرکز هستند. بنابراین در این مقاله روشی ارائه خواهیم داد که در سطح سلولی-مولکولی عمل کرده و از چندین روش به صورت همزمان بهره برد. روش پیشنهادی، که در سطح سلولی-مولکولی عمل

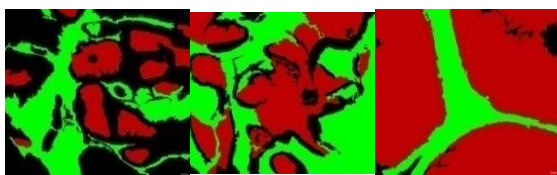
^۱ Ensemble

مجموعه داده دوم [۱۵] تصاویر میکروسکوپی بافت‌شناسی مربوط به ریز آرایه‌های بافت سرطانی هستند، که توسط اندرو اچ بک و همکاران مورد استفاده قرار گرفته است. این مجموعه داده شامل تصاویر ۵۷۶ بیمار که اطلاعات ۲۴۸ بیمار در موسسه سرطان شناسی هلند جمع‌آوری شده است و ۳۲۸ مورد که از یک بیمارستان در ونکوور تهیه شده‌اند. برای ارجاع به این مجموعه داده از نام اندرو اچ بک استفاده می‌شود.

در هر دو مجموعه داده، ۷۰ درصد از تصاویر به عنوان مجموعه آموزشی، ۱۵ درصد به عنوان مجموعه آزمایشی^۱ و ۱۵ درصد به عنوان مجموعه صحت‌سنجی^۲ استفاده شده‌اند. در مرحله اول بعد از پیش‌پردازش و بخش‌بندی داده‌های تصویری سیستم تشخیص و طبقه‌بندی، با استفاده از داده‌های آموزشی، آموزش داده می‌شود. سپس، از داده‌های صحت‌سنجی برای ارزیابی عملکرد سیستم پیش از تست آن استفاده می‌شود. در صورتی که عملکرد سیستم روی داده‌های صحت‌سنجی رضایت بخش باشد، از سیستم پیاده‌سازی شده برای پیش‌بینی برچسب داده‌های تست استفاده می‌شود.



الف



ب

شکل ۱- الف) نمونه موارد از مجموعه داده میکروسکوپی هیستوپاتولوژی سرطان کارسینوم مجرای تهاجمی پستان بر روی مجموعه داده ابوالحسنی. ب) پچ‌ها و برچسب‌های متناظر با هر تصویر برچسب‌گذاری شده توسط پاتولوژیست

۲-۲- پیش پردازش داده‌ها:

در ابتدا با یک فیلتر میانه^۳ نویزهای ضربه‌ای احتمالی را با توجه به میزان نویز و اندازه تصاویر از بین برده و تصاویر یک‌دست سازی می‌شوند به گونه‌ای که شفاف شدن

• استفاده از یک روش ترکیبی در تشخیص سرطان پستان، به گونه‌ای که با تغییر زیر روش‌های موجود در روش ترکیبی، همواره بتوان به بهترین نتایج مطلوب رسید.

سازماندهی دیگر بخش‌های مقاله به صورت زیر است. در بخش ۲ جزئیات روش پیشنهادی مطرح شده و جزئیات پنج مرحله موجود در روش پیشنهادی تشریح شده‌اند. در بخش ۳ ارزیابی روش پیشنهادی مطرح شده است. در نهایت در بخش ۴ نتایج حاصل از این مقاله قرار داده شده است.

۲- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی برای تشخیص سرطان پستان در این مقاله، به پنج مرحله مجزا تقسیم شده است، شامل: ۱- بارگیری مجموعه داده‌ها، ۲- پیش‌پردازش داده‌ها شامل اعمال هیستوگرام تطبیقی و گرادیان ریخت‌شناسی جهت بهبود کیفیت تصاویر ۳- بخش‌بندی معنایی تصاویر با شبکه U-Net جهت جداسازی داده‌های پرت و پایین آوردن بار محاسباتی با حذف داده‌هایی که نیاز به پردازش ندارند و یافتن مکان سلول‌های سرطانی و جداسازی آنها از داده‌های نویز ۴- استخراج ویژگی‌های موثر، با شبکه‌های عصبی کانولوشن ۵- تشخیص و طبقه‌بندی با ترکیب الگوریتم‌ها با یادگیری جمعی به روش رای اکثریت. در ادامه هر کدام از این بخش‌های به صورت مفصل شرح داده خواهد شد.

۲-۱- بارگیری مجموعه داده‌ها

در این مقاله، نمونه‌ها از دو مجموعه داده متفاوت آورده شده‌اند. مجموعه داده اول، میکروسکوپی هیستوپاتولوژیک [۱۴] که توسط ابوالحسنی و همکاران تهیه شده، شامل ۹۲۲ تصویر مربوط به ۱۲۴ بیمار مبتلا به سرطان کارسینوم مجرای تهاجمی همراه پچ‌های متناظر با هر تصویر که توسط متخصص پاتولوژیست خبره مکان دقیق توده‌های سرطانی برچسب‌گذاری شده در سه کلاس تشخیصی مبتنی بر Grade 1,2,3 استفاده شده است [۱۴]. در این مقاله از این پس برای ارجاع به این مجموعه داده از نام مجموعه داده ابوالحسنی استفاده می‌شود. نمونه‌ای از این پایگاه داده در شکل (۱) قابل مشاهده می‌باشد.

^۳ Median Filter

^۱ Test

^۲ Validation

دقت مطلوب انجام گیرد. شبکه U-Net یک شبکه عصبی کاملاً کانولوشن با معماری اصلاح شده است، که برای قطعه بندی تصاویر پزشکی بسیار مناسب و با دقت بالا عمل می‌کند.

ساختار شبکه U-Net استفاده شده در این مقاله از دو بخش فشرده‌سازی و گسترده‌سازی، تشکیل شده است. هدف فشرده‌سازی درک مضمون تصویر و نقش گسترده سازی کمک در فرآیند مکان‌یابی دقیق سلول‌های سرطانی در تصویر است. در ابتدا داده‌های تصویری پیش پردازش شده را به همراه پیچ‌های متناظر با هر تصویر (که توسط متخصص پاتولوژیست مکان دقیق توده‌های سرطانی برچسب‌گذاری شده) را با تکنیک One-Hot-Encoding به عنوان ماسک هدف در آورده‌ایم، و در سایز 224×3 به شبکه U-Net تزریق شده‌اند. هر تصویر رنگی ورودی به شبکه شامل سه کانال یا ماتریس است که هر کدام برای پیکسل‌های مختلف تصویر مقادیری را مشخص کرده‌اند. در واقع هر تصویر یک دیتاست متشکل از نقطه‌های اطلاعاتی می‌باشد، که بعد از ورود تصاویر به شبکه، الگوریتم طی دو مسیر Encoder-Decoder متشکل از پنج بلاک کانولوشنی در هر مسیر و استفاده از تابع فعال‌سازی Elu که از مرگ نورون‌ها جلوگیری و به وزن‌ها و بایاس‌ها کمک می‌کند، تا در مسیر درست و با شیب درست حرکت کنند. لایه ادغام max-pooling با اندازه کرنل (2×2) برای نگاشت ویژگی و جداکردن ویژگی‌های با ارزش‌تر و مفیدتر از پیکسل‌های تصویر، و کاهش بار محاسباتی و استفاده از لایه حذف تصادفی Dropout برای مقابله با بیش‌برازش^۲ شدن، و استفاده از طبقه‌بند K-means جهت دسته‌بندی پیکسل‌های هر تصویر و تشخیص بافت سلول سرطانی، شبکه در ۱۰۰ ایپاک آموزش داده می‌شود. سپس با معیاری به نام تابع خطا که از شاخص Dice Loss که در مسائل تقسیم‌بندی تصاویر بسیار محبوب است، به عنوان تابع ضرر استفاده شده است. براین اساس، میزان خطا بین نتیجه خروجی شبکه با نتیجه واقعی محاسبه می‌گردد و با بهینه‌سازی Adam که یک روش بهینه‌سازی مبتنی بر گرادیانت است، وزن‌ها برای رسیدن به خطای کمتر به روز رسانی می‌شوند.

تصاویر در کیفیت آنها تاثیر مخرب نداشته باشد. سپس با آگاهی به این مهم که هیستوگرام تصویر، تخمینی از توزیع شدت روشنایی است که اطلاعات خوبی از تصویر ارائه می‌دهد و تصویری که کنتراست خوبی داشته باشد، هیستوگرام یکنواختی دارد. با اعمال الگوریتم هیستوگرام تطبیقی به صورت محلی کنتراست تصاویر بهبود داده شده است به این گونه که بعد از اعمال فیلتر میانه تصاویر از مد رنگی RGB به مد رنگی HSV برده می‌شوند. زیرا تشخیص رنگ در این مد رنگی بسیار شبیه به چشم انسان رفتار می‌کند و توصیف‌های رنگی برای انسان، طبیعی و شهودی می‌باشد. سپس برای هر ناحیه از تصویر، در هر کانال S, H, V یک تابع تبدیل مجزا محاسبه و اعمال می‌شود، همانگونه که در شکل (۲) دیده می‌شود، کنتراست هر ناحیه در هر سه کانال تصویر به صورت سازگار و با دقت بالا بهبود می‌یابد. باید توجه داشت که این روش رزولوشن تصویر را بالا نمی‌برد، بلکه ویژگی‌های مورد نظر در تصویر را بهبود می‌دهد. سپس تکنیک گرادیان ریخت‌شناسی بلک‌هت^۱ با رابطه‌ی (۱) روی تصاویر در مد خاکستری اعمال شده و داده‌های نویز که نیاز به پردازش ندارند، حذف شده‌اند. همچنین قسمت‌های جدا شده احتمالی تصویر دوباره به یکدیگر متصل و حفره‌ها و لبه‌های خراب ترمیم شده‌اند.

$$dst = \text{blackhat}(src, element) = \text{close}(src, element - src) \quad (1)$$

در رابطه بالا dst نماد تصویر خروجی، src نماد تصویر ورودی، $element$ نماد المان ساختاری و $close$ نماد عملیات حاصل از یک گشایش و سپس فرسایش می‌باشند.

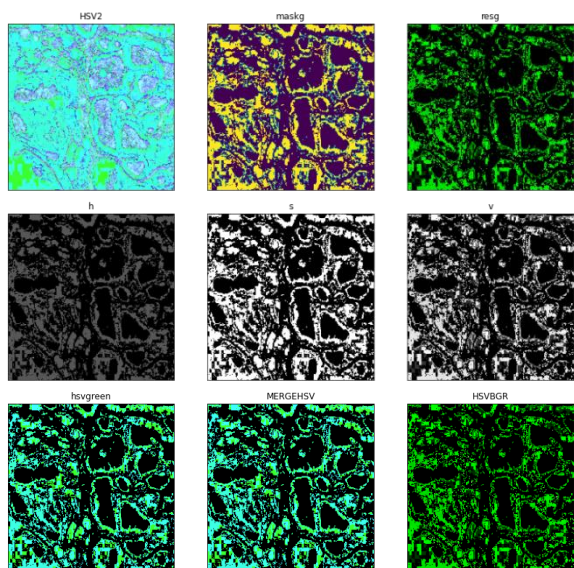
با توجه به پیش پردازش انجام شده تا به اینجا به نظر می‌رسد که بیشترین فضای رنگی مربوط به بافت سالم و غیر سرطانی، به رنگ سبز تمایل دارد از این رو تصاویر را دوباره به مد HSV برده و رنگ سبز را تقویت کرده و با مشخص کردن حد بالا و پایین برای رنگ سبز و اعمال الگوریتم آستانه‌گذاری، رنگ سبز از تصاویر جدا می‌شود.

۲-۳- بخش‌بندی معنایی تصاویر با شبکه U-Net

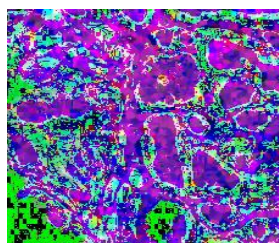
بخش‌بندی معنایی در واقع یکی از فرآیندهای بینایی ماشین است که با تخصیص برچسب به هر پیکسل تصویر، تصویر را به قسمت‌های اصلی سازنده اش تقسیم می‌کند. این امر بدین منظور است، که پردازش سریع، راحت و با

^۲ Overfit

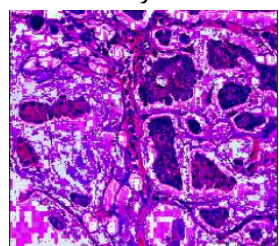
^۱ Blackhat



الف

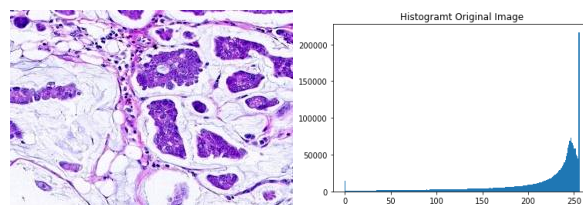


ب

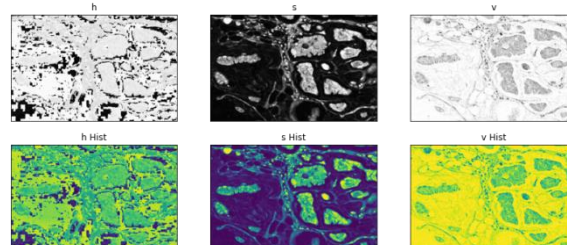


ج

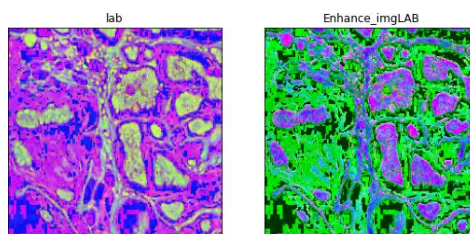
شکل ۲- (الف) تصویر اصلی در مد RGB و نمایش هیستوگرام تصویر اصلی بدون اصلاح کنتراست (ب) بردن تصویر به مد رنگی HSV و شکستن تصویر به سه کانال H, S, V, و اعمال هیستوگرام تطبیقی روی هر ناحیه از هر کانال به طور جداگانه شده (ج) کانالها ادغام شده و به مد RGB برگردانده می‌شوند. (د) نمایش هیستوگرام تصویر با بهبود کنتراست تصویر. (ه) اعمال گرادیان ریخت شناسی و عملیات بلک هت و حذف داده‌های پرت و ترمیم لبه‌های تصویر. (و) برگرداندن تصویر به مد hsv. و تقویت رنگ سبز با افزایش شدت و مقدار رنگ سبز. (ز) جایگذاری کانال سبز تقویت شده با کانال سبز تصویر. (ز) ایجاد ماسک برای رنگ سبز و حذف محدوده رنگ سبز از تصویر.



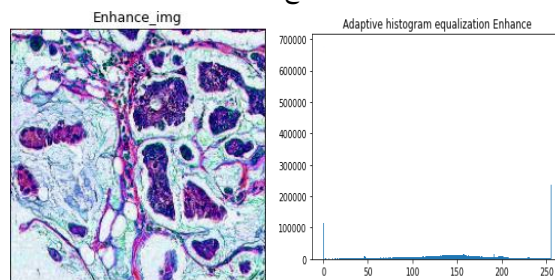
د



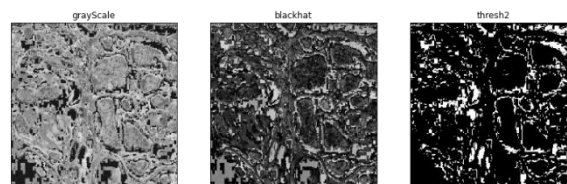
ه



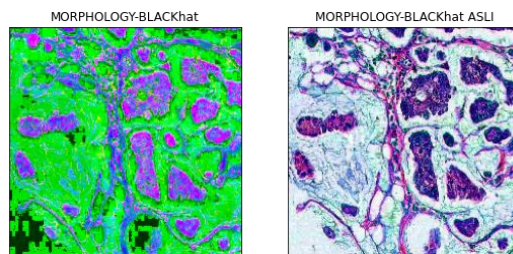
و



ز



ح



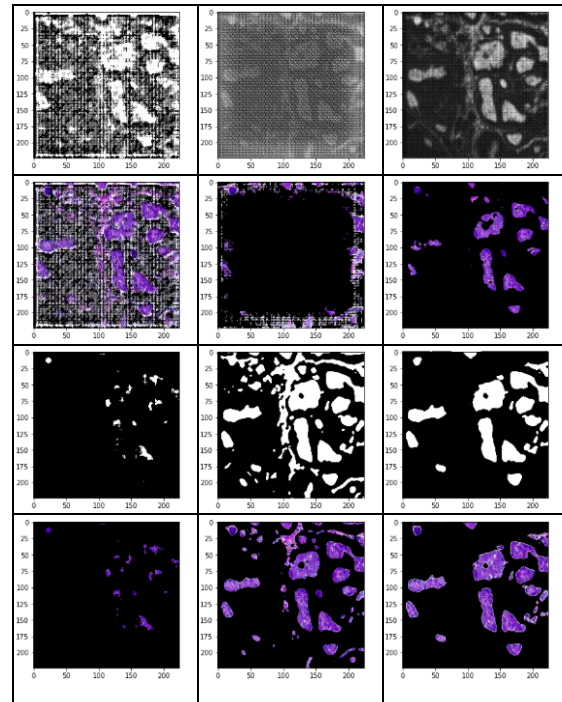
آموزش دیده برای حل مسئله کمک گرفته می‌شود. سپس هر شبکه با داده‌های ورودی آموزش داده می‌شود، تا امکان تغییر وزن لایه‌های کاملاً متصل فراهم شود. همچنین برای به‌روز رسانی وزن‌ها و رسیدن به خطای کمتر در همه مدل‌ها از الگوریتم بهینه‌سازی گرادیان کاهشی تصادفی^۲ بر اساس نرخ یادگیری ۰/۰۰۱ استفاده شده است. هر شبکه عصبی مصنوعی یک روش تکرار یادگیری را از طریق چندین سطح سلسله مراتبی انجام می‌دهند.

در اینجا هر شبکه روی ۱۰۰ اپیک جداگانه آموزش داده می‌شوند. در نهایت ویژگی‌های استخراج شده به صورت برداری از ویژگی‌ها به یک طبقه‌بند فولی کانکتد داده می‌شود، تا کلاس درست را شناسایی کند. سپس تصاویری که تداخلی با داده‌های آموزشی ندارند و داده‌های صحت سنجی می‌باشند، به عنوان تصاویر مورد تقاضا دریافت و به هر سه شبکه کانولوشنی عمیق با وزن‌های بهینه وارد می‌شوند. بعد از اطمینان از رسیدن مدل آموزشی به دقت مطلوب، و عدم بیش برآزش بین داده‌های آموزشی و داده‌های صحت سنجی، خروجی‌ها با تکنیک یادگیری جمعی و ترکیب الگوریتم‌ها طبقه‌بندی می‌شوند.

۵-۲- تشخیص و طبقه‌بندی داده‌ها با تکنیک ترکیب

الگوریتم‌ها با یادگیری جمعی به روش رای اکثریت
یادگیری ترکیبی یک روش یادگیری آماری و محاسباتی مبتنی بر یادگیری ماشین است، که سعی در ساخت مجموعه‌ای از فرضیه‌ها و ترکیب آنها برای ارزیابی بهتر نمونه‌های آموزشی و رسیدن به بالاترین دقت و کمترین خطا می‌باشد. در این تکنیک بعد از اینکه هر کدام از الگوریتم‌ها پیش بینی خود را تخمین زدند، بین همه پیش بینی‌ها رای گیری انجام می‌شود. سپس کلاسی که دارای حداکثر رای باشد، به عنوان کلاس نهایی انتخاب می‌شود. بدین صورت، تمام داده‌ها در گروه تشخیصی خود طبقه بندی می‌شوند.

برای ارزیابی کارایی و دقت مدل پیشنهادی داده‌های تست که تصاویر دیده نشده توسط شبکه هستند، به شبکه وارد می‌شوند. اگر شبکه خوب آموزش دیده باشد، آنگاه در ارزیابی دقت، حساسیت و صحت تشخیص در داده‌های آزمایشی و داده‌های آموزشی نسبت به یکدیگر با کمترین میزان خطا همگرا خواهند بود.



شکل ۳- بخشی از مسیر ایجاد ماسک تصویر و قطع‌بندی تصویر توسط شبکه U-Net در مجموعه داده ابوالحسنی

مقدار خطا بیانگر این است که ویژگی‌ها و وزن‌ها چقدر مناسب هستند. هر چه میزان خطا کمتر باشد، یعنی شبکه بهتر مسئله را حل کرده و فرآیند مکان‌یابی و تشخیص دقیق بافت سلول‌های سرطانی و تقسیم ویژگی‌های مهم تصاویر به خوبی انجام شده و سلول‌های سرطانی از بافت سالم و طبیعی با دقت مطلوبی جدا شده‌اند.

در شکل (۳) بخشی از مسیر قطع‌بندی تصاویر توسط شبکه U-Net نمایش داده شده است.

۲-۴- استخراج ویژگی با شبکه‌های عصبی کانولوشن عمیق

بعد از بخش‌بندی تصاویر و جداسازی داده‌هایی که باعث بالا رفتن بار محاسباتی و کاهش سرعت پردازش و پایین آمدن دقت تشخیص می‌شوند، داده‌های پاکسازی شده به عنوان داده‌های ورودی به سه شبکه عصبی عمیق شامل VGG-19 [۱۶]، SENet [۱۷] و PNASNet [۱۸] متشکل از نورون‌ها با وزن‌ها و بایاس‌های قابل یادگیری به منظور آموزش و استخراج ویژگی‌های موثر، به صورت تصادفی در دسته‌های ۳۲ تایی به هر سه شبکه عصبی به عنوان ورودی داده^۱ شده‌اند. در این جا با تغییر لایه آخر در مرحله دسته‌بندی هر شبکه، از تمام دانش شبکه‌های

^۲Stochastic Gradient Descent

^۱Feed

جدول ۱- تنظیمات و پارامترهای شبکه U-Net

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_3 (InputLayer)	[(None, 224, 224, 3) 0		
lambda_2 (Lambda)	(None, 224, 224, 3) 0		input_3[0][0]
conv2d_38 (Conv2D)	(None, 224, 224, 64) 1792		lambda_2[0][0]
dropout_18 (Dropout)	(None, 224, 224, 64) 0		conv2d_38[0][0]
conv2d_39 (Conv2D)	(None, 224, 224, 64) 36928		dropout_18[0][0]
max_pooling2d_8 (MaxPooling2D)	(None, 112, 112, 64) 0		conv2d_39[0][0]
conv2d_40 (Conv2D)	(None, 112, 112, 128) 73856		max_pooling2d_8[0][0]
dropout_19 (Dropout)	(None, 112, 112, 128) 0		conv2d_40[0][0]
conv2d_40 (Conv2D)	(None, 112, 112, 128) 73856		max_pooling2d_8[0][0]
dropout_19 (Dropout)	(None, 112, 112, 128) 0		conv2d_40[0][0]
conv2d_41 (Conv2D)	(None, 112, 112, 128) 147584		dropout_19[0][0]
max_pooling2d_9 (MaxPooling2D)	(None, 56, 56, 128) 0		conv2d_41[0][0]
conv2d_42 (Conv2D)	(None, 56, 56, 256) 295168		max_pooling2d_9[0][0]
dropout_20 (Dropout)	(None, 56, 56, 256) 0		conv2d_42[0][0]
conv2d_43 (Conv2D)	(None, 56, 56, 256) 590080		dropout_20[0][0]
max_pooling2d_10 (MaxPooling2D)	(None, 28, 28, 256) 0		conv2d_43[0][0]
conv2d_44 (Conv2D)	(None, 28, 28, 512) 1180160		max_pooling2d_10[0][0]
dropout_21 (Dropout)	(None, 28, 28, 512) 0		conv2d_44[0][0]
conv2d_45 (Conv2D)	(None, 28, 28, 512) 2359808		dropout_21[0][0]
max_pooling2d_11 (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 512) 0		conv2d_45[0][0]
conv2d_46 (Conv2D)	(None, 14, 14, 1024) 4719616		max_pooling2d_11[0][0]
dropout_22 (Dropout)	(None, 14, 14, 1024) 0		conv2d_46[0][0]
conv2d_47 (Conv2D)	(None, 14, 14, 1024) 9438208		dropout_22[0][0]
conv2d_transpose_8 (Conv2DTrans)	(None, 28, 28, 512) 2897664		conv2d_47[0][0]
concatenate_8 (Concatenate)	(None, 28, 28, 1024) 0		conv2d_transpose_8[0][0] conv2d_45[0][0]
conv2d_48 (Conv2D)	(None, 28, 28, 512) 4719104		concatenate_8[0][0]
dropout_23 (Dropout)	(None, 28, 28, 512) 0		conv2d_48[0][0]
conv2d_49 (Conv2D)	(None, 28, 28, 512) 2359808		dropout_23[0][0]
conv2d_transpose_9 (Conv2DTrans)	(None, 56, 56, 256) 524544		conv2d_49[0][0]
concatenate_9 (Concatenate)	(None, 56, 56, 512) 0		conv2d_transpose_9[0][0] conv2d_43[0][0]
conv2d_46 (Conv2D)	(None, 14, 14, 1024) 4719616		max_pooling2d_11[0][0]
dropout_22 (Dropout)	(None, 14, 14, 1024) 0		conv2d_46[0][0]
conv2d_47 (Conv2D)	(None, 14, 14, 1024) 9438208		dropout_22[0][0]
conv2d_transpose_8 (Conv2DTrans)	(None, 28, 28, 512) 2897664		conv2d_47[0][0]
concatenate_8 (Concatenate)	(None, 28, 28, 1024) 0		conv2d_transpose_8[0][0] conv2d_45[0][0]
conv2d_48 (Conv2D)	(None, 28, 28, 512) 4719104		concatenate_8[0][0]
dropout_23 (Dropout)	(None, 28, 28, 512) 0		conv2d_48[0][0]
conv2d_51 (Conv2D)	(None, 56, 56, 256) 590080		dropout_24[0][0]
conv2d_transpose_10 (Conv2DTrans)	(None, 112, 112, 128) 131200		conv2d_51[0][0]
concatenate_10 (Concatenate)	(None, 112, 112, 256) 0		conv2d_transpose_10[0][0] conv2d_41[0][0]
conv2d_52 (Conv2D)	(None, 112, 112, 128) 295040		concatenate_10[0][0]
dropout_25 (Dropout)	(None, 112, 112, 128) 0		conv2d_52[0][0]
conv2d_53 (Conv2D)	(None, 112, 112, 128) 147584		dropout_25[0][0]
conv2d_transpose_11 (Conv2DTrans)	(None, 224, 224, 64) 32832		conv2d_53[0][0]
concatenate_11 (Concatenate)	(None, 224, 224, 128) 0		conv2d_transpose_11[0][0] conv2d_39[0][0]
conv2d_54 (Conv2D)	(None, 224, 224, 64) 73792		concatenate_11[0][0]
dropout_26 (Dropout)	(None, 224, 224, 64) 0		conv2d_54[0][0]
conv2d_55 (Conv2D)	(None, 224, 224, 64) 36928		dropout_26[0][0]
conv2d_56 (Conv2D)	(None, 224, 224, 1) 65		conv2d_55[0][0]

Total params: 31,031,745
Trainable params: 31,031,745

مقایسه بین دو چارچوب پیش‌بینی و هدف با دو معیار ارزیابی IoU و Dice Loss استفاده شده است، که از معیارهای اصلی برای ارزیابی نتایج بخش‌بندی تصاویر پزشکی می‌باشند. در IoU رابطه (۲) که به شاخص جاکارد نیز معروف است، برای محاسبه میزان انطباق ناحیه تقسیم

۳- ارزیابی

تکنیک‌های سنتی پردازش تصاویر، قادر به انجام عملیات محاسباتی بر روی تصاویر با رزولوشن فوق العاده بالای گرافیکی نبوده و لذا یادگیری عمیق به عنوان تکنیکی موفق در پزشکی جای خود را میان محققان باز کرده است.

در این پژوهش، پس از آنکه داده‌ها گردآوری، بهبود کیفیت، پاکسازی و بخش‌بندی شدند، آنگاه استخراج ویژگی‌های سطح بالا و طبقه‌بندی داده‌ها انجام می‌شود. پس از آن، به تجزیه و تحلیل داده‌ها در جهت آزمون فرضیه و ارزیابی می‌پردازیم.

در اینجا لازم به ذکر است، که تمامی ارزیابی‌های صورت گرفته در این بخش بر روی هر دو مجموعه داده ابوالحسنی و اندرو اچ بک انجام شده‌اند و پیاده‌سازی تمامی روش‌ها با زبان پایتون در محیط گوگل کولب^۱ انجام شده است.

در تمام مسائل بینایی ماشین، بایستی خروجی نهایی پارامترهایی سنجیده شود. این امر بدین علت است، که نرخ خطا و دقت و صحت ارزیابی مورد سنجش قرار گیرد. بدینوسیله عملکرد سیستم مورد ارزیابی قرار گیرد. چهار پارامتری که در تعیین دقت صحت و حساسیت و خطای عملکرد نقش مهمی را ایفا می‌کنند شامل:

مثبت-صحیح (TP): زمانی است که هر دو کلاس واقعی و پیش‌بینی از نقاط داده یک است.

منفی-صحیح (TN): زمانی است که هر دو کلاس واقعی و پیش‌بینی از نقاط داده صفر است.

مثبت-غلط (FP): زمانی است که کلاس واقعی از نقطه داده صفر و کلاس پیش‌بینی یک است.

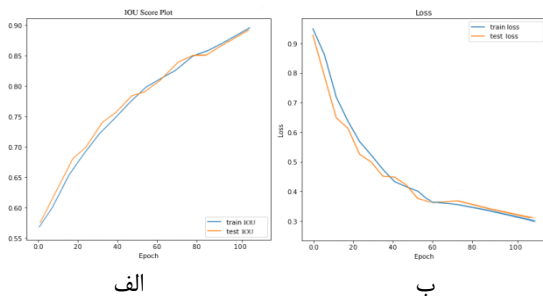
منفی-غلط (FN): زمانی است که کلاس واقعی از نقطه داده یک و کلاس پیش‌بینی صفر است.

در پیش پردازش تصاویر، با اعمال هیستوگرام تطبیقی و گرادیان ریخت شناسی با عملیات بلک هت با بهبود کنتراست و یکنواخت سازی هیستوگرام تصاویر، کیفیت تصاویر به طور چشمگیری بهبود یافته و با ایجاد تغییر و تصحیح در اجزا داخلی تصاویر و حذف نویز و داده‌های اضافی باعث بالا رفتن سرعت پردازش و دقت محاسبات گردیده است. سپس برای ارزیابی بخش‌بندی تصاویر با شبکه U-Net بعد از پیاده سازی، بر اساس تنظیمات بیان شده در جدول ۱ انجام می‌گیرد.

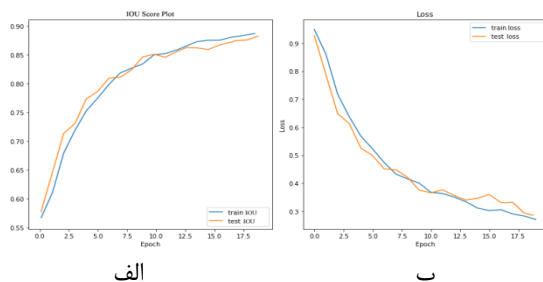
^۱Google Colab

و نتایج مدل بخش‌بندی، به ماسک حقیقی بافت، شباهت دارند. در ارزیابی و اعتبارسنجی و تحلیل آماری الگوریتم‌های VGG-19 [۱۶]، SENet [۱۷] و PNASNet [۱۸] بعد از آموزش با استفاده از داده‌های آموزشی و تنظیم پارامترهای آنها توسط داده‌های اعتبارسنجی، در نهایت نوبت به ارزیابی مدل ترکیب الگوریتم‌ها جهت تشخیص و طبقه‌بندی داده‌ها با رای اکثریت می‌رسد. کارایی مدل روی مجموعه داده‌های آموزش و تست، با استفاده از معیارهای ارزیابی دقت، صحت، حساسیت و AUC ارزیابی شده است. رابطه (۴) معیار ارزیابی دقت، یا نرخ دسته‌بندی است که بیان‌کننده ی، معیار سنجشی است که میزان توانایی یک مدل در مرتبط نمودن نتیجه با ویژگی‌های اطلاعات موجود را مشخص می‌نماید.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Tp} + \text{Tn}}{\text{Tp} + \text{Tn} + \text{Fp} + \text{Fn}} \quad (۴)$$



شکل ۴- مجموعه داده ابوالحسنی الف) محاسبه میزان انطباق ناحیه تقسیم بندی پیش بینی شده و ناحیه هدف. ب) کاهش هزینه، مسئله خوب حل شده و فرآیند بهینه سازی شبکه و تقسیم ویژگی‌های مهم تصاویر به خوبی انجام شده است.



شکل ۵- مجموعه داده اندرو اچ بک الف) محاسبه میزان انطباق ناحیه تقسیم بندی پیش بینی شده و ناحیه هدف. ب) کاهش هزینه، مسئله خوب حل شده و فرآیند بهینه سازی شبکه و تقسیم ویژگی‌های مهم تصاویر به خوبی انجام شده است.

بندی پیش‌بینی شده و ناحیه هدف می‌باشد، که از تقسیم اشتراک دو چارچوب پیش‌بینی و هدف بر اجتماع آنها به دست می‌آید، و محدوده آن بین صفر و یک است. صفر مربوط به عدم همپوشانی و یک مربوط به همپوشانی کامل است.

$$\text{IoU} = \frac{\text{Area of overlap}}{\text{Area of Union}} \quad 0 < \text{IoU} < 1 \quad (۲)$$

امتیاز IoU، به طور جداگانه برای هر کلاس محاسبه می‌شود. سپس بین همه کلاس‌ها میانگین‌گیری می‌شود، تا یک نمره کلی و متوسط IoU در تخمین تقسیم‌بندی معنایی ارائه شود. این معیار در اصل، کیفیت پیش‌بینی‌های تولید شده توسط سیستم تشخیص اشیا را نسبت به پاسخ‌های صحیح مبنای^۱ نشان می‌دهد و آن‌ها را با یکدیگر مقایسه می‌کند.

جدول‌های ۲ و ۳ مقادیر IoU و Dice Loss را بر روی دو مجموعه داده ابوالحسنی و اندرو اچ بک نشان می‌دهند. این متریک ارتباط نزدیکی با ضریب تاس مورد استفاده به عنوان تابع ضرر دارد. با توجه به بخش الف) شکل (۴) و شکل (۵) مشاهده می‌شود، که فرآیند تشخیص موقعیت تومورهای سرطانی در هر دو مجموعه داده، به صورت مطلوبی انجام گرفته و نتایج پیش‌بینی با نتایج هدف همپوشانی دارند. مقدار Dice Loss یا DSC یا ضریب تاس رابطه (۳) که به عنوان تابع هزینه برای سنجش شباهت بین دو نمونه استفاده شده است.

جدول ۲- امتیاز IoU و مقدار Dice Loss یا DSC برای مجموعه داده ابوالحسنی

	IoU	DSC
U-Net	٪۹۱	٪۹

جدول ۳- امتیاز IoU و مقدار Dice Loss یا DSC برای مجموعه داده اندرو اچ بک

	IoU	DSC
U-Net	٪۹۰/۶۳	٪۹/۳۷

$$\text{DSC} = \frac{2\text{TP}}{2\text{TP} + \text{FP} + \text{FN}} \quad -1 < \text{DSC} < 1 \quad (۳)$$

بخش (ب) شکل (۴) و شکل (۵) نشان می‌دهد، که با کاهش هزینه، مسئله خوب حل شده و فرآیند بهینه سازی شبکه و تقسیم ویژگی‌های مهم تصاویر به خوبی انجام شده

^۱ Ground Truth

جدول ۴- ارزیابی مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده

ابوالحسنی

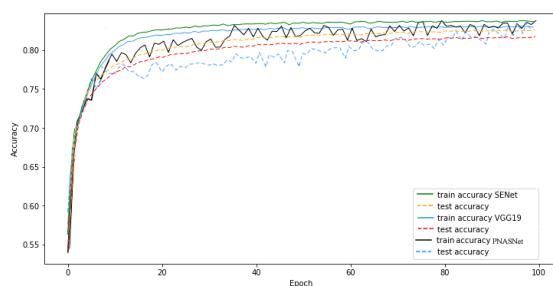
	Accuracy	Precision	Recall	AUC	ER
VGG-19	٪۸۷	٪۸۸	٪۹۰	٪۹۶	٪۱۳
SENet	٪۸۹	٪۹۵	٪۹۳	٪۹۱	٪۱۱
PNASNet	٪۸۸	٪۸۷	٪۹۲	٪۹۷	٪۱۲
ENSEMBLE پیشنهادی	٪۹۲	٪۹۱	٪۹۶	٪۹۸	٪۸

جدول ۵- ارزیابی مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده اندرو

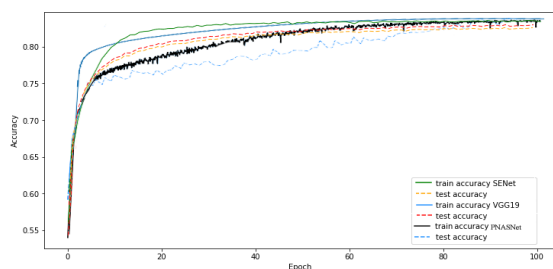
اچ بک

	Accuracy	Precision	Recall	AUC	ER
VGG-19	٪۸۸	٪۸۸	٪۹۰	٪۹۴	٪۱۱
SENet	٪۹۰	٪۹۲	٪۹۱	٪۹۱	٪۹
PNASNet	٪۸۸	٪۸۷	٪۹۱	٪۹۳	٪۱۱
ENSEMBLE پیشنهادی	٪۹۳	٪۹۱	٪۹۳	٪۹۵	٪۶

همچنین نمودار خطی دقت، روی داده‌های آموزش و داده‌های آزمایشی در شکل‌های (۶) و (۷) برای هر دو مجموعه داده و برای هر سه الگوریتم VGG-19، SENet، و PNASNet ترسیم شده‌اند. در هر دو نمودار با افزایش مقدار زمان (ایپاک) میزان دقت افزایش یافته است.



شکل ۶- دقت طبقه‌بندی مجموعه آموزشی و مجموعه آزمایشی بر روی مجموعه داده ابوالحسنی



شکل ۷- دقت طبقه‌بندی مجموعه آموزشی و مجموعه آزمایشی بر روی مجموعه داده اندرو اچ بک

رابطه‌ی (۵) نرخ خطا را نشان می‌دهد که بیان‌کننده‌ی معیار خطای طبقه‌بندی است. کمترین مقدار این معیار برابر صفر و بیشترین مقدار آن یک است و یا به عبارت دیگر زمانی که بهترین بازدهی را داریم، مقدار آن برابر صفر است.

$$\text{Error Rate} = \frac{\text{FN} + \text{FP}}{\text{TN} + \text{TP} + \text{FN} + \text{FP}} \quad (5)$$

رابطه‌ی (۶) معرف معیار ارزیابی صحت است. این معیار در واقع می‌پرسد وقتی که مدل نتیجه را مثبت پیش‌بینی می‌کند، این نتیجه تا چه اندازه درست است؟ در نتیجه هر چه پیش‌بینی مثبت صحیح نسبت به مثبت منفی بیشتر باشد صحت پیش‌بینی بالاتر است.

$$\text{Precision} = \frac{\text{Tp}}{\text{Tp} + \text{Fp}} \quad (6)$$

رابطه‌ی (۷) معیار ارزیابی حساسیت است، زمانی‌ه ارزش تشخیص منفی بالا باشد، این معیار مناسب خواهد بود. یعنی چنانچه مدل تشخیص‌های نادرست آن بیشتر باشد مقدار حساسیت آن پایین است.

$$\text{Recall} = \frac{\text{Tp}}{\text{Tp} + \text{Fn}} \quad (7)$$

رابطه‌ی (۸) معیار ارزیابی AUC با منحنی ROC که به منظور ارزیابی کیفیت تشخیص و طبقه‌بندی دسته‌بندها استفاده می‌شود. هر چه مقدار این عدد مربوط به یک دسته بند بزرگ‌تر باشد، آنگاه کارایی نهایی دسته‌بند مطلوب‌تر ارزیابی می‌شود.

$$\text{AUC} = \frac{\frac{\text{Tp}}{\text{Tp} + \text{Fn}}}{\frac{\text{Fp}}{\text{Fn} + \text{Fp}}} \quad (8)$$

در جدول‌های ۴ و ۵ تمام معیارهای ارزیابی بیان شده بررسی و نتایج برای هر دو مجموعه داده نشان داده شده‌اند. در مجموع می‌توان گفت که مقادیر تمامی معیارها برای روش پیشنهادی به نسبت روش‌های رقیب بهتر بوده است. به عنوان نمونه، نرخ خطا برای روش پیشنهادی در مجموعه داده ابوالحسنی و اندرو اچ بک به ترتیب هشت و شش درصد بوده، در حالی که در بهترین روش رقیب مقدار ۱۱ و ۹ درصد بوده است. در بقیه معیارها نیز کارکرد روش پیشنهادی الگوی مشابهی را نشان می‌دهد. این کارایی روش پیشنهادی به نسبت روش‌های رقیب از ویژگی ترکیبی بودن آن ناشی می‌گردد.

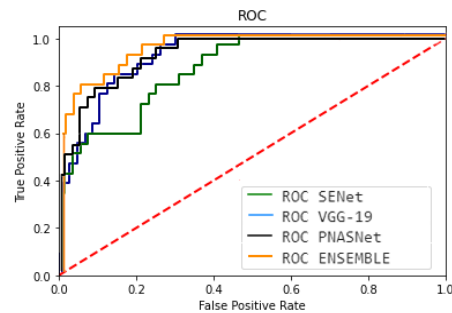
بهتری قرار دارد و سطح زیر نمودار آن نسبت به دیگر روش ها بیشتر است. بنابراین با یک جمع‌بندی ساده می‌توان به این نتیجه رسید که روش پیشنهادی دارای کارکرد مطلوبی برای تشخیص موارد سرطان پستان می‌باشد.

۴- نتیجه گیری

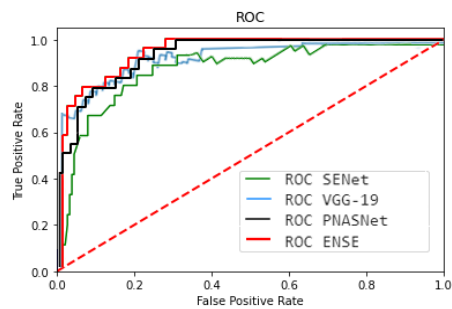
در این مقاله به تشخیص سرطان پستان با استفاده از یک روش پنج مرحله‌ای پرداخته شد. هدف این مقاله ارائه یک روش تشخیص زود هنگام، با غربالگری دقیق و سریع سرطان پستان با کم کردن خطاهای انسانی با استفاده از روش ترکیبی بوده است. این پنج مرحله شامل بارگیری مجموعه داده‌ها، پیش‌پردازش داده‌ها، بخش‌بندی معنایی تصاویر با شبکه U-Net، استخراج ویژگی‌های موثر با شبکه های عصبی کانولوشن و در نهایت تشخیص و طبقه‌بندی با ترکیب الگوریتم‌ها انجام می‌گیرد.

در پیاده سازی این مقاله از دو مجموعه داده استفاده شده است. سیستم پیشنهادی با استخراج ویژگی‌های سطح بالا با دقت، حساسیت، صحت و AUC مطلوب در سریعترین زمان ممکن، بهترین عملکرد را در تشخیص و طبقه‌بندی سرطان پستان داشته است. نتایج بدست آمده در این مقاله، گامی در جهت کمک به متخصصین به منظور تشخیص سریع‌تر سرطان پستان در راستای کاهش ضایعات و خطرات مرتبط با این بیماری و افزایش شانس بقای بیماران است. در پژوهش‌های آتی، قصد بر این است که روش موجود گسترش یابد تا بتواند از تصاویر سلولی-مولکولی استفاده کند و امکان تشخیص چندین سرطان را به صورت همزمان داشته باشد.

در نهایت با منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC) که در شکل‌های (۸) و (۹) نمایش داده شده‌اند، عملکرد سیستم غربالگری تشخیصی گرید تومورهای سرطان کارسینوم مجرای تهاجمی پستان مورد ارزیابی قرار گرفته شده است.



شکل ۸- منحنی ROC و بررسی کارایی الگوریتم‌های دسته‌بندی در مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده ابوالحسنی



شکل ۹- منحنی ROC و بررسی کارایی الگوریتم‌های دسته‌بندی در مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده اندروچ بک

همانگونه که هر دو شکل نشان می‌دهند، نمودار مشخصه عملکرد سیستم مربوط به روش پیشنهادی که با ROC ENSE مشخص شده‌اند، به نسبت دیگر روش‌ها در شرایط

مراجع

- [1] S. Łukasiewicz, M. Czezelewski, A. Forma, and et al., "Breast Cancer Epidemiology, Risk Factors, Classification, Prognostic Markers, and Current Treatment Strategies an Updated Review", *Cancers*, Vol.13, NO.4287, August 2021, pp. 42-87. DOI:10. 3390/cancers13174287.
- [2] D. Karidio and S. Sanlier, "Reviewing cancer's biology: an eclectic approach", *J Egypt Natl Canc Inst Vol.33*, NO.32, November 2021, pp. 1-17. DOI: 10. 1186/s43046-021-00088-y.
- [3] R. Baghban, L. Roshangar, R. Jahanban Esfahlan and et al., "Tumor microenvironment complexity and therapeutic implications at a glance", *Cell Commun Signal Vol.18*, NO.59. April 2020, pp.1-19. DOI: 10. 1186/s12964-020-0530-4.
- [4] M Jafari and M. Hasanzadeh, "Non-invasive bioassay of Cytokeratin Fragment 21. 1 (Cyfra 21. 1) protein in human saliva samples using immunoreaction method: An efficient platform for early-stage diagnosis of oral cancer based on biomedicine", *Biomedicine and Pharmacotherapy*, Vol 131. NO. 110671, November 2020, pp.1-14.

[5] C.L. Niedzwiedz, L. Knifton, K.A. Robb, and et al., "Depression and anxiety among people living with and beyond cancer: a growing clinical and research priority", *BMC Cancer* Vol.19, NO.943, October 2019, pp. 1-8. DOI: 10.1186/s12885-019-6181-4.

[6] I. Sechopoulos, J. Teuwen and R. Mann, "Artificial intelligence for breast cancer detection in mammography and digital breast tomosynthesis: State of the art, *Seminars in Cancer Biology*" Vol. 72. July 2021, pp.214-225. DOI: 10.1016/j.semcancer.2020.06.002.

[7] S.M. McKinney, M. Sieniek and et al., "International evaluation of an AI system for breast cancer screening", *Nature*, January 2020, pp. 89-94. DOI: 10.1038/s41586-019-1799-6.

[8] R.H. Lin and B.K. Kujabi, "Chuang C-L, Lin C-S, Chiu C-J. Application of Deep Learning to Construct Breast Cancer Diagnosis Model", *Applied Sciences*, Vol.12(4), NO.1957, February 2022, pp.19-57. DOI:10.3390/app12041957

[9] S.A. Alanazi, M.M. Kamruzzaman and et al., "Boosting Breast Cancer Detection Using Convolutional Neural Network", *Journal of Healthcare Engineering*, Vol.2021, April 2021, pp. 1-11. DOI: 10.1155/2021/5528622.

[۱۰] امین رضایی پناه، علی مبارکی و سعید بحرانی خادمی، "بهینه سازی شبکه عصبی MLP با استفاده از الگوریتم ژنتیک موازی FinGrain برای تشخیص سرطان سینه"، نشریه مدل سازی در مهندسی، دوره ۱۷، شماره ۵۷، تیر ۱۳۹۸، صفحه ۱۷۳-۱۸۶.

[۱۱] اصغر زارع و علی محمدزاده، "حذف نویز ضربه ای از تصاویر دیجیتالی مبتنی بر تخمین توزیع مکانی نویزها"، نشریه مدل سازی در مهندسی، دوره ۱۲، شماره ۳۹، زمستان ۱۳۹۳، صفحه ۱-۱۷.

[۱۲] پانید تیموری، مهدی مزینانی و راحیل حسینی، "ارایه یک مدل هوشمند قطعه بندی مبتنی بر منطق فازی و تبدیل موجک گسسته در تصاویر دیجیتالی جهت شناسایی سرطان معده" نشریه مدل سازی در مهندسی، دوره ۱۸، شماره ۶۳، بهمن ۱۳۹۹، صفحه ۱۳۱-۱۵۰.