

## بهبود کیفیت تصاویر میکروسکوپ هم کانون لیزری با استفاده از شبکه عصبی یونت

زهرا ندادف<sup>۱\*</sup>، محمد مهدی خلیل زاده<sup>۲</sup>

۱- کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، خراسان رضوی، ایران

۲- استادیار مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، خراسان رضوی، ایران

\*naddaf.zahraa@gmail.com

ارسال: فروردین ماه ۱۴۰۲ پذیرش: خرداد ماه ۱۴۰۲

### چکیده

سرطان سینه بدلیل رشد غیر قابل کنترل سلول های غیرطبیعی در سینه ایجاد می شود، در هر دو نوع تومور خوش خیم و بدخیم، رشد سریع و زیاد سلول ها وجود دارد. با توجه به روند سریع تکنولوژی، تشخیص بیماری ها از حالت تهاجمی خارج شده و تلاش پزشکان و متخصصان بر این بوده است تا به استفاده از تصاویر پزشکی و بررسی آن ها مرحله تشخیص را انجام و کاهش دهند. هدف از این مطالعه بررسی روشی جهت تشخیص سلول های سرطانی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و بهبود کیفیت تصاویر بدست آمده از سلول های سرطانی می باشد. بر اساس اطلاعات پایگاه داده های تصاویر دیجیتال از آزمایشگاه پاتولوژی دانشگاه روان<sup>۱</sup> آمریکا می باشد. در پیش زمینه این مطالعه در ابتدا کاربرد پس از دریافت تصاویر از میکروسکوپ کانفوکال در باند های لیزری متفاوت، جهت تشخیص لبه و افزایش کیفیت تصاویر، آن ها را با استفاده از نرم افزار *image z* بصورت دستی در حجم داده های بزرگ به بررسی و تحقیق می پرداختند. در این پژوهش با استفاده از آموزش شبکه عصبی می توان داده های مورد نظر را لبه یابی و با افزایش کیفیت تصاویر صحت و دقت را برای بدست آوردن داده ها معنا دار به مراتب بالا برد. جامعه آماری مورد بررسی از رفتار سلول های سرطان سینه ۶۰۰ تصویر خام و محو از داده می باشد. گروهی از تصاویر را به عنوان داده های آموزش دارای برچسب یا لیبیل به شبکه عصبی می دهیم و سپس گروهی از آن ها را برای آزمایش آموزش شبکه عصبی یونت استفاده می کنیم. شبکه عصبی استفاده شده در این پژوهش با استفاده از تصاویر پزشکی دیگر از قبل آموزش دیده می باشد که این امر موجب افزایش سرعت و دقت بالا در تشخیص سلول ها و افزایش کیفیت تصاویر سلولی شده است. افراد متخصص در حوزه پردازش تصویر بر روی نمایش سلول های سرطانی و نمایش اندازه و لبه آن ها تلاش می کنند تا با استفاده از شبکه عصبی، تشخیص و ابعاد دقیق سلول ها را بدست آورند. بررسی تصاویر بصورت پیکسل به پیکسل توسط شبکه عصبی صورت می گیرد و سپس در اختیار محققان در این حوزه قرار دهند. یکی از چالش های موجود در تکنیک های تشخیص تصاویر پزشکی، مشکل در تجزیه و تحلیل بافت های متراکم می باشد. با توجه به اینکه تشخیص توسط انسان زمان بر و دارای احتمال خطای بیشتری است، محققان در تلاش بوده اند تا با استفاده از الگوریتم های مختلف تشخیص را به صورت اتوماتیک انجام دهند تا به صحت و دقت بالایی دست یابند.

واژگان کلیدی: سرطان سینه، شناسایی سلول، باینری، فیلتر، شبکه عصبی.

<sup>1</sup> rowan university

## ۱- مقدمه

امروزه سرطان سینه یکی از شایع ترین بیماری های در حال رشد، در جهان به شمار می آید و عملکرد تقسیم سلول را در سلول های سینه را دچار اختلال می کند. سلول های سرطان بدون مانع، شروع به تکثیر شدن می کنند. سرطان سینه بسته به این که کدام قسمت از بافت سینه را درگیر و دچار اختلال کرده، متفاوت است [۱]. به همین سبب متخصصان در حوزه پردازش تصویر، روش های بسیاری برای دستیابی به اطلاعات بیشتر در حوزه قطعه بندی تصاویر پزشکی، شناسایی بافت تومور و یافتن مسیرهای درمانی تلاش بسیار کرده اند [۲]. در این مقاله با استفاده از مدل های عصبی آموزش پذیر طبقه بندی تصاویر صورت می گیرد. استفاده از فیلترهای تصویر، تعیین برجسب مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی یونت سلول ها سرطانی را شناسایی و نمایش دهیم. یکی از روشهای تشخیص سرطان، شناسایی و شمارش سلولهای سرطانی و غیرسرطانی موجود در بافت نمونه برداری شده از بیمار می باشد [۳]. این روش بسیار زمان گیر، پرهزینه و به چگونگی آماده سازی قطعه های نمونه برداری شده وابسته است. برای غلبه بر مشکلات تصویر، تجزیه و تحلیل خودکار تصاویر پزشکی با بکارگیری الگوریتم های پردازش تصویر مورد توجه قرار می گیرد، با گذشت زمان و پیشرفت علم در حوزه تصویربرداری پزشکی اهمیت قطعه بندی تصاویر روز به روز بیشتر شده و توانسته است به یکی از راه های مورد استفاده در تشخیص و درمان بیماری ها تبدیل شود [۴]. قطعه بندی تصاویر در چند سال گذشته یکی از مهم ترین وظایف در بینایی کامپیوتر به شمار می آید. قطعه بندی تصویر عبارتست از تقسیم تصویر به گروهی از پیکسل ها براساس برخی از معیارهای ویژگی های مورد نظر در پردازش تصویر می باشد [۵]. شکل سلول های سرطانی در تعیین شدت سرطان نقش اساسی دارد. برای شناسایی سلول های سرطانی، شناسایی اشیاء موجود در تصویر خیلی مفید نخواهد بود [۶]. در صورتی که فقط Bounding Box ها را شناسایی کنیم، نمی توانیم شکل دقیق و مرز سلول ها را شناسایی کنیم. تکنیک های تقسیم تصویر در اینجا تأثیر بسیار زیادی را برای شناسایی سلول های مورد نظر ایجاد می کند. آنها به ما کمک می کنند تا نتایج معنادار تری کسب و به شناسایی سلول های سرطانی است، دست پیدا کنیم [۷].

## ۲- انگیزه

دنیای مدرن امروز این امکان را فراهم آورده تا تصاویر به صورت دیجیتال دریافت و ذخیره شوند. برای بدست آوردن نتایج بهتر گاهی لازم است تا بر روی تصاویر تغییراتی صورت گیرد این تغییرات سه هدف عمده را دنبال می کنند: پردازش، آنالیز و درک تصویر [۸]. به همین دلیل سیستم های کامپیوتری پردازش تصویر بوجود آمده است تا با سرعت و دقت بهتر بتوان این اعمال را انجام داد. تشخیص مرز<sup>۱</sup> صحیح اشیاء یکی از پیچیده ترین مسایل مرتبط با پردازش تصویر<sup>۲</sup> محسوب میگردد [۹]. تاکنون روش های قطعه بندی مختلفی شامل انواع روش های ساختاری، آماری و ترکیبی برای قطعه بندی تصاویر معرفی شده اند. روش های کامپیوتری قطعه بندی تصاویر همواره با چالش هایی مانند رزولوشن پایین و کنتراست ضعیف مواجه هستند [۱۰]. وجود نویز و آرتیفکت این مشکل را تشدید می کنند. مهم ترین مزیت استفاده از شبکه های عصبی کانولوشن<sup>۳</sup> توانایی آن در استخراج ویژگی<sup>۴</sup> های تصاویر به صورت خودکار با استفاده از مفهوم یادگیری عمیق<sup>۵</sup> می باشد [۱۱]. در ابتدا پیش پردازش تصویر می باشد که معمولاً قبل از آنالیز اصلی تصاویر و استخراج اطلاعات صورت میگیرد و عموماً به دو گروه تقسیم می شوند: گروه یک شامل اصلاح داده ها و نویز های ناخواسته هستند گروه دوم به منظور اصلاح اعوجاج های تصویر و تبدیل آن به مختصات حقیقی می باشد [۱۲].

<sup>۱</sup> Edge detection<sup>۲</sup> Image processing<sup>۳</sup> CNN<sup>۴</sup> Feature extraction<sup>۵</sup> Deep learning

## ۳- مروری بر پژوهش های پیشین

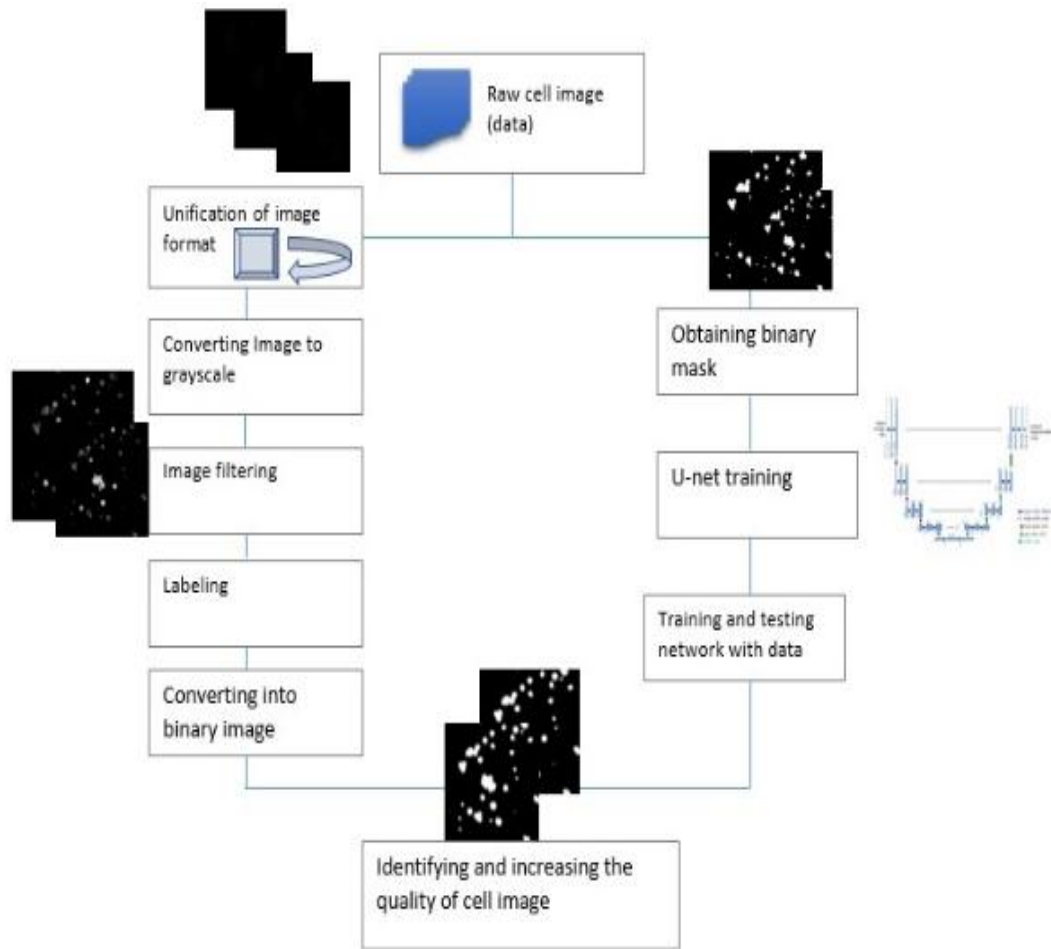
پگاه توکل خواه و همکاران در سال ۱۳۸۶ روشی برای دسته بندی و تقطیع تصاویر سلول های سرطانی ارائه کردند. در این پژوهش قطعه بندی تصویر با استفاده از الگوریتم رشد ناحیه انجام شده است. در آن مطالعه، ویژگی های آماری و وابستگی مکانی از تصاویر استخراج شده است و در ادامه از روش آستانه سازی فازی تطبیقی مبتنی بر آنتروپی به منظور استخراج دقیق تر توده های سرطانی استفاده شده است. دقت نهایی بدست آورده شده در این پژوهش با استفاده از ۳۸ ویژگی، جهت طبقه بندی داده ها به دو گروه سالم و بیمار به ترتیب برابر با ۸۶/۶۶٪ و ۸۳/۵٪ است [۱۳].

نان چان و همکاران در سال ۲۰۱۰ بر روی روش تشخیص سرطان سینه به کمک رایانه و با استفاده از تبدیل ویولت انجام داده است. یک الگوریتم تشخیصی نوآورانه برای تشخیص و کمیت ریز کلسیفیکاسیون ارائه شده و توسط بالینی واقع گرایانه تأیید می شود. دو مرحله برای کل تشخیص با پردازش تصویر وجود دارد. فاز اول بازسازی میکرو کلسیفیکاسیون مشکوک نامیده می شود. با اعمال تبدیل موجک و تئوری اطلاعات رنی، مناطق میکرو کلسیفیکاسیون مشکوک در تصویر اشعه ایکس را می توان با حذف اکثر پیکسل های بافت طبیعی و نویز پس زمینه به طور موثر بازسازی کرد. فاز دوم شناسایی میکرو کلسیفیکاسیون نامیده می شود [۱۴].

بوشرا موگال و همکاران در سال ۲۰۱۷ یک سیستم تشخیص تومور را برای طبقه بندی صحیح توده های سینه به دسته های طبیعی، غیرطبیعی، خوشخیم و یا بدخیم ارائه کردند. روش پیشنهادی دو مجموعه داده DDSM و MIAS را مورد بررسی قرار داده است. یک الگوریتم جدید برای طبقه بندی براساس ترکیب تبدیل top-hat و ماتریس هم رخداد سطح خاکستری با شبکه عصبی انتشار برگشتی مورد استفاده قرار گرفته است. دقت نهایی بدست آمده به طور متوسط ۹۷/۶۲٪ گزارش شده است [۱۵].

باسما موهام و همکاران در سال ۲۰۱۸ روشی خودکار جهت طبقه بندی تصاویر ماموگرام ارائه کردند. این مطالعه پایگاه اطلاعاتی دیجیتال غربالگری ماموگرافی DDSM را مورد بررسی قرار داده است. الگوریتم پیشنهادی شامل سه مرحله اصلی است. اول، سه نوع مختلف از ویژگی هایی از توده جدا شده است. سپس مرتبط ترین ویژگی هایی با استفاده از الگوریتم آزمایش t انتخاب شده و در نهایت، طبقه بندی برای تمایز میان توده های خوشخیم و بدخیم با استفاده از سه طبقه بندی کننده، شبکه عصبی مصنوعی، ماشین های بردار پشتیبان، k- نزدیکترین همسایه انجام شده است. شبکه عصبی مصنوعی بهترین نتایج را با دقت 98.9% بدست آورده است [۱۶].

سعیده ناصری نوروزانی و همکاران در سال ۱۳۹۷ روشی برای تعیین مرحله بالینی بیماران مبتلا به سرطان پستان را ارائه کردند. در این پژوهش از دو پایگاه داده SEER و پایگاه داده محلی استفاده شده است. روش اصلی این پژوهش از دوبخش عمده تشکیل شده است. ابتدا مدلی مکانیزه با استفاده از سیستم TNM و الگوریتم کلونی مورچگان جهت تشخیص مرحله سرطان پستان بر اساس پایگاه داده SEER ایجاد شده است و سپس هدف بومی سازی و ایجاد مدل تشخیص سرطان پستان بر اساس یک دیتاست محلی انجام گردیده است. دقت بدست آمده برای پایگاه داده SEER و برای پایگاه داده محلی بعد از اعمال الگوریتم کلونی مورچگان به ترتیب ۴۳ / ۹۹٪ و ۹۸/۹۵٪ بدست آمده و نگارش شده است. با توجه به روش های گزارش شده در پژوهش های پیشین در خصوص انجام تشخیص و طبقه بندی سلول های سرطان سینه و همچنین افزایش بهبود کیفیت تصاویر، لزوم انجام یک پژوهش که بتواند روشی خودکار و با دقت بالا جهت انجام عملیات ذکر شده را ارائه دهد وجود دارد. لذا در این مقاله روشی ارائه شده است که در آن به تشخیص و آشکار سازی سلول های سرطانی با استفاده از داده های خامی که از میکروسکوپ کانفو کال گرفته شده است می پردازد. جهت تشخیص سلول ها بر روی تصویر از روش یادگیری با نظارت صورت گرفته است و طبقه بندی بصورت پیکسل هایی که سلول بر روی آن قرار دارد به دو گروه تقسیم بندی می شوند [۱۷].



شکل ۱- طبقه بندی سلول

#### ۴- مواد و روش ها

به طور معمول، پزشکان برای تشخیص درجه بدخیمی سرطان سینه از طبقه بندی کننده شبکه عصبی عمیق، چارچوب های تنسورفلو و کتابخانه کراس استفاده می کنند با توجه به پیچیدگی روش پیاده سازی شبکه های عصبی عمیق، برخی از موسسات پزشکی از شبکه های عصبی عمیق دو لایه کانولوشن و یک لایه تماماً متصل<sup>۱</sup> بکار می گیرند. یکی از مشکلات استفاده از الگوریتم های عمیق، وجود پارامترهای زیادی است که باید به مدل آموزش داده شوند که نیازمند بانک های اطلاعاتی گسترده ای هستند. پژوهش حاضر به ارائه روش کاربردی و جدید جهت آشکار سازی سلول های سرطانی برگرفته از میکروسکوپ کانفوکال می باشد که با استفاده از استخراج ویژگی ها ساختاری از شکل و محل قرار گیری آن ها به منظور تشخیص و طبقه بندی پیکسل ها ارائه شده است. سپس به توضیح مراحل پیش پردازش تصاویر و استخراج سلول بر روی داده های تصویر و حذف نواحی اضافی و همچنین بهبود مرز سلول ها آشکار شده پرداخته شده است.

#### ۴-۱- پایگاه داده

تصاویر مورد استفاده در این پژوهش از پایگاه داده آزمایشگاه پاتولوژی دانشگاه روان آمریکا می باشد. این تصاویر شامل ۶۰۰ تصویر سلول های سرطانی سینه می باشد. اندازه اصلی آن ها ۵۱۲\*۵۱۲ و ۲۰۴۸\*۲۰۴۸ می باشد. لازم به ذکر است که در مرحله پیش پردازش ابعاد تصاویر بدون دست دادن داده و اطلاعات تصویر به فرمت و ابعاد یکسان تبدیل می شود. همچنین اطاعات از یک متخصص پاتولوژیست دریافت و مورد تایید قرار گرفته است. لازم به ذکر است برچسب (لیبل) های استفاده شده برای سلول ها در ابعاد مشخص سلول های سرطانی برای تشخیص با صحت بالا انتخاب شده است.

<sup>1</sup> fully connected

## ۴-۲- پیش پردازش

داده های خام اولیه شامل گروهی از تصاویر سلول های نوکلئوس هسته سلولی و HDAC4 می باشند که یک نوع پروتئین موجود در سلول است. تصاویر از نرم افزار image J دریافت شده است که در انتها به ما دو باند لیزی به نام کانال B و کانال C از یک میکروسکوپ هم کانونی لیزی یا کانفوکال می دهد. برای تحقیق بر روی سلول های سرطانی، پاتولوژیست ها نیازمند افزایش بهبود کیفیت تصاویر جهت مشاهده سلول ها و آشکار سازی لبه و محل قرارگیری دقیق آن ها بر روی تصویر می باشند. در این معماری، تصاویری با ابعاد ثابت برای ورودی داده مورد نیاز است، به همین دلیل قبل از آموزش تصاویر باید ابعاد و نوع تصاویر مشخص و با فرمت یکسان باشند. در واقع این امر کمک می کند تا در زمان آشکار سازی سلول ها بر روی تصویر سلول هایی که در شکل و اندازه های ناهمگونی قرار گرفته اند را با استفاده از عملگرهای شکلی و بر اساس ویژگی و شدت تصویر به طور خودکار شناسایی می کنیم. به دلیل وجود کتابخانه های فراوان برای پردازش تصویر می توان بخش عظیمی از پیش پردازش ها را در محیط برنامه نویسی پایتون و فریمورک OPENCV نوشت. برای شروع پیش پردازش، بعد از خواندن تصاویر به عنوان داده از ماسک ۳\*۳ استفاده کرده ایم (ساده ترین نوع فیلترهای پایین گذر، فیلترهای میانگین می باشند). پس از عبور از این مرحله و تبدیل تصاویر به داده های مورد نظر آن ها برای شروع آموزش به شبکه عصبی وارد می کنیم.

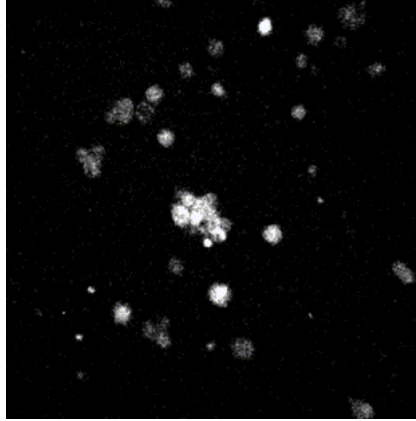
## ۴-۳- شبیه سازی و نتایج

تصاویر داده های خام پس از یکسان کردن فرمت و ابعاد آن، با استفاده از ماسک داده ۳\*۳ و نمایان شدن سلول ها در تصویر آماده ارسال شدن به شبکه عصبی یونت می شوند. در این مسیر شبکه یونت مورد استفاده را با استفاده از گروهی از تصاویر پزشکی آموزش می دهیم. یک فیلتر میانگین  $M*N$  شامل ضرایبی مثبت می باشند که همه این ضرایب بر عکس مجموع کل ضرایب فیلتر ضرب می شوند به عبارت دیگر همه عناصر ماسک مقداری برابر با معکوس  $N*M$  خواهند داشت. عملکرد فیلتر میانگین به این صورت است که لبه ها را محوتر و سلول ها نمایان شوند سپس گروهی از تصاویر را به عنوان برجسب در نظر میگیریم و برای آموزش به شبکه عصبی ارسال می کنیم. بدلیل اهم بودن لبه ها سلول و پیکسل های درگیر در تصویر تعدادی از آن ها را بصورت دستی و دقیق به برجسب زنی کردیم. روش رکت انگل در این مرحله مسیر مطلوبی برای تعیین محل دقیق سلول و پیکسل ها نمی باشد. نتایج مورد نظر را برای این پژوهش به ارمغان نداشت. تصاویر داده ها خام و پس از اعمال فیلتر نمایش داده شده است. پیش پردازش تصاویر به آموزش شبکه عصبی در صحت و تشخیص سلول ها کمک می کند.



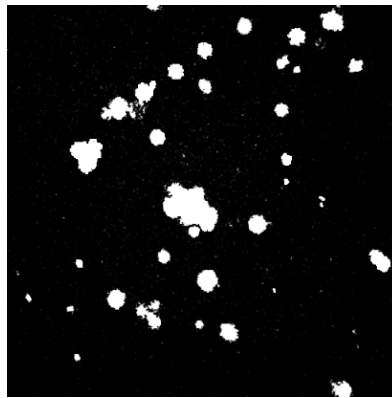
شکل ۱- تصویر خام اولیه (ورودی داده)

شکل ۲ تصویر اولیه داده های خام از سلول سرطانی می باشد پس از دریافت داده سعی بر آن می شود تا با استفاده از فیلترهای مورد نظر آشکار سازی سلولی صورت پذیرد. در این تصاویر برخی سلول ها بهم چسبیده اند و لبه ها آن های محو و پیکسل های درگیر نشان داده نمی شوند.



شکل ۳- تصویر داده پس از استفاده از فیلتر

در شکل ۳ تصویر بدست آمده پس از اعمال فیلتر بر روی تصویر می باشد. در واقع فیلتر به ما کمک می کند تا محل و شکل دقیق سلول ها را مورد بررسی قرار دهیم. پس از یکسان سازی ابعاد و فرمت و اعمال فیلتر ها بر روی داده های موجود، سپس گروهی از تصاویر را به عنوان برچسب (لیبل) در فتوشاپ به صورت دستی مشخص کردیم تا بتوانیم شکل دقیق سلول مورد نظر را به شبکه آموزش دهیم، تصاویر داده ها پس از اعمال فیلتر را بصورت باینری در آورده تا برای کلاس بندی، آن ها به دو گروه مشخص تقسیم می کنیم تا بتوانیم پیکسل هایی که سلول ها در آن قرار دارند را شناسایی کنیم و آموزش به شبکه عصبی عمیق را شروع می کنیم. با استفاده از شبکه عصبی U-net و تابع فعال ساز RELU، شبکه را برای تشخیص سلول های سرطانی آموزش می دهیم. در مرحله کلاس بندی، تعداد مورد نظر کلاس را برای تصاویر سرطان سینه در نظر گرفته می شود. در مرحله آموزش، تصاویر آموزشی به همراه کلاس خروجی آن برای شبکه در نظر گرفته می شود و وزن های فیلتر در هر تکرار به روزرسانی می شوند. به طوری که بعد از چند تکرار وزن های بهینه به روز می شوند و شبکه آموزش می بیند تا بهترین ویژگی از تصاویر را استخراج کند. پس از آموزش وزن های بهینه مرحله طبقه بندی و آزمایش استفاده می شوند.



شکل ۴- تصویر داده پس از برچسب زدن



شکل ۲- تصویر داده پس از باینری کردن و آماده سازی برای ارسال به شبکه عصبی

هدف در این مطالعه استفاده از یک روش مبتنی بر ناحیه مورد نظر<sup>۱</sup> برای بهبود کیفیت تصاویر قسمت های مختلف سلول های سرطانی می باشد. همچنین برای پیش پردازش تصاویر ابتدا می توان با استفاده از روش های آستانه گذاری مناسب بهبود کیفیت تصاویر و اعمال فیلترهای مناسب و تاثیر بر روی تشخیص لبه های سلول ها اطلاعات لازم را استخراج کنیم. از آن جا که معمولا سلول های کلسیمی بهم چسبیده می باشند تمیز دادن آن ها از یکدیگر برای قطعه بندی بسیار ضروری است. لذا پس از مشخص کردن مرز سلول ها، داده ها برای قطعه بندی تصویر آماده می شوند. به منظور نمایان شده مرز صحیح سلول ها از عملگرهای شکلی استفاده می کنیم. با پیشرفت شبکه های عصبی عمیق نیاز به سخت افزار قدرتمند برای پردازش و آموزش شبکه برای صرفه جویی در زمان و تسریع روند آموزش بسیار مهم است. از این رو برای انجام محاسبات سنگین شبکه های عصبی، پردازش و پیاده سازی شبکه عصبی عمیق بر روی پردازشگر کارت گرافیک به دلیل استفاده از پردازش موازی انجام می گیرد. به دلیل پیاده سازی بر روی سخت افزار گرافیکی از محیط برنامه نویسی پایتون استفاده می شود. زبان پایتون از کتابخانه های گسترده ای برای پیاده سازی شبکه عصبی عمیق و یادگیری ماشین پشتیبانی می کند. در پیاده سازی شبکه عصبی عمیق از کتابخانه گسترده و متفاوتی استفاده می شود سپس با استفاده از الگوریتم های بدون نظارت به قطعه بندی تصویر سلول های سرطان می پردازیم.

#### ۵- نتیجه و بحث

در این جا تصاویر استفاده شده ۵۱۲۰۵۱۲ می باشد. (تبدیل ابعاد سایر تصاویر ۲۰۴۸\*۲۰۴۸ به ابعاد مورد نیاز صورت گرفته است) با توجه به تصاویر مجموعه داده و روش های ارائه شده، پیش پردازش لازم بر روی مجموعه تصاویر انجام پذیرفته است که شامل تغییر ابعاد تصویر آستانه گیری و لبه یابی بود. بعد از تغییر ابعاد تصاویر، نتایج حاصل از لبه یابی و افزایش کیفیت تصویر، افزایش کنتراست و آستانه گیری به همراه پارامتر تنظیم شده در هر مرحله ارائه می شود.

شبکه کانولوشنال U-net برای یک مجموعه داده محدود موثر است. در این روش پیشنهادی پیش بینی هم زمان ماسک های سلول های سرطانی و مرز اعمال آن ها در یک تصویر اعمال می شود. در مرحله پیش پردازش داده های خام پس از بهبود کیفیت تصویر برای قرار گرفتن در شبکه نرمال سازی می شوند. برای پیش بینی مناطق حاوی سلول سرطانی استفاده و در نهایت مرحله پس از پردازش برای جمع آوری و ادغام نتایج وصله ها استفاده می شود. مدل معماری پیشنهادی شامل یک کد گذار و یک رمز گشا برای پیش بینی سلول ها در تصویر می باشد. رمز گذار برای استخراج ویژگی از تصاویر خام با استفاده از لایه های کانولوشن استفاده می کند و لایه نمونه بردار پایین برای کاهش اندازه نقشه ویژگی اعمال می شود. سپس از لایه کانولوشنال با دو گام جایگزین برای لایه های max\_pooling در شبکه U استفاده می شود.

اتصالات پرش بین رمز گذار و رمز گشا وجود دارد که نقشه های ویژگی را با وضوح مختلف ترکیب می کند. از آن جایی که برخی مناطق روشنایی ناهمگنی در داده های خام وجود دارد که می توان پیش بینی را مبهم کند برای استخراج درست ویژگی ها از مناطق مرتبط قبل از ادغام نقشه های ویژگی، تصاویر را پس از برچسب زدن بصورت باینری در آورده تا در شناسایی و تشخیص در شبکه تسهیل یابد. در مرحله آزمایش، شبکه تقسیم بندی تصاویر، مناطق مرزی سلول را برای هر patch از همان تصویر پیش بینی می کند. مرحله پس از پیش پردازش تکه های پیش بینی شده را به شکل اصلی جمع می کند و نتیجه تقسیم بندی را اصلاح می کند. تکه های تصویر با توجه به مکانی که در تصویر اصلی وجود داشتند قرار می گیرند. علاوه بر این نقاط مرکزی هر یک از ماسک های پیش بینی شده برای تصاویر سلولی به عنوان نتایج محلی سازی استخراج می شوند. در مراحل قبل و بعد از پردازش، عملیات مورفولوژیکی dilation برای توپر کردن سلول برای تولید برچسب استفاده شد. بهینه ساز آدام با نرخ یادگیری ۰/۰۰۱ برای آموزش مدل استفاده می شود. در این برنامه زمان توقف، در صورتی که میزان صحت مرحله نزدیک به مرحله بعد باشد آموزش توقف می شود. تقسیم بندی بیش از حد تصاویر باعث خطا و محلی سازی نادرست سلول ها در تصویر می شود. انتخاب محل ماسک های تصویر برای آموزش شبکه حائز اهمیت می باشد. معماری شبکه U شکل از اتصالات پرش برای ترکیب نقشه های

<sup>1</sup> Region based

ویژگی معنایی سطح بالا از رمز گشا و نقشه های ویژگی دقیق سطح پایین مربوطه از رمز گذار استفاده می کند. شبکه معماری U-Net مشابه FPN است. (FPN: شبکه هرمی ویژگی، یک استخراج کننده ویژگی است که یک تصویر تک مقیاس با اندازه دلخواه را به عنوان ورودی می گیرد و نقشه های مشخصه با اندازه متناسب را در سطوح مختلف به صورت کاملاً کانولوشنی خروجی می دهد. بنابراین به عنوان یک راه حل عمومی برای ساخت اهرام ویژگی در داخل شبکه های کانولوشن عمیق عمل می کند). در واقع شبکه رمزگشای U-Net را می توان برای کاهش پیچیدگی مدل استفاده کرد. با استفاده از Batch هایی به اندازه ۸، شبکه را آموزش می دهیم. نکته قابل توجه در این قسمت این است که تعریف موارد Checkpoint در برنامه باعث شده است که شبکه پس از ۱۸ Epoch به توقف برسد و با توجه به تعداد کل داده ها ۱۱ Batch داریم.

#### ۵-۱- نتایج بدست آمده

تشخیص و شناسایی سلول های سرطانی با استفاده از تصاویر پزشکی می تواند کمک به سزایی به محققان و پزشکان برای درمان این قبیل بیماری ها انجام دهد. بنابراین استفاده از یادگیری عمیق و شبکه عصبی قابلیت زیادی در استخراج ویژگی و بهبود کیفیت تصاویر دارد. روش ارائه شده در این پژوهش به دو بخش پیش پردازش و آموزش شبکه برای شناسایی و تشخیص سلول های سرطانی طراحی شده است. در بخش پیش پردازش ابتدا تکنیک خوشه بندی بر روی تصاویر صورت گرفته تا باعث کاهش تنوع رنگ به منظور کاهش ابعاد شود و براساس بررسی پیکسل ها جلو رفته است. برای افزایش دقت در شناسایی سلول آن ها را دو کلاس سفید و سیاه تقسیم بندی کرده ایم. تصویر بدست آمده از آستانه گیری را به عنوان ماسک در نظر گرفته، ماسک تصاویر بدست آمده همراه با تصاویر اصلی را برای آموزش شبکه، استفاده می کنیم. مدل پیشنهادی را می توان از این جهت مورد بررسی و ارزیابی قرار داد که کارایی شبکه عصبی عمیق و کمینه شدن خطای شبکه برای تولید ماسک تصویر برای قطعه بندی و همچنین میزان دقت با استفاده از اطلاعات تصویر نسبت به میزان تشخیص سلول ها در تصویر با استفاده از روش های دیگری توسط فرد خیره با دست مشخص شوند. به منظور ارزیابی نتایج حاصل از شبیه سازی از روش های مرسوم اعتبارسنجی می توان استفاده نمود. در این پژوهش میزان صحت ۹۸٪ می باشد.

#### ۶- کارهای آتی

سرطان سینه با روند سریعی در جهان رو به رشد است و هر روز افراد جدیدی به این بیماری دچار می شوند. تشخیص آن به روش های متفاوت کمک زیادی به این حوزه خواهد کرد. استفاده از شبکه های عصبی در این حوزه روز به روز با پیشرفت چشمگیری همراه هستند. یکی از چالش ها مهم، داشتن مجموعه داده های با کیفیت برای تولید ماسک آموزش شبکه عصبی عمیق است. می توان از روش های دیگری مانند استخراج الگو مشابه ترنسفر لرنینگ استفاده نمود.

#### ۷- منابع

- 1.Kumar N, Verma R, Sharma S, Bhargava S, Vahadane A, Sethi A. A dataset and a technique for generalized nuclear segmentation for computational pathology. IEEE transactions on medical imaging. 2017;36(7):1550-60.
- 2.Ronneberger O, Fischer P, Brox T, editors. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention; 2015: Springer.
- 3.Panagiotakis C, Argyros AA, editors. Cell segmentation via region-based ellipse fitting. 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP); 2018: IEEE.
- 4.Chen J, Srinivas C. Automatic lymphocyte detection in H&E images with deep neural networks. arXiv preprint arXiv:161203217. 2016.
- 5.Kale RS, Thorat S. Image Segmentation Techniques with Machine Learning. 2021.
- 6.Clausi DA. K-means Iterative Fisher (KIF) unsupervised clustering algorithm applied to image texture segmentation. Pattern Recognition. 2002;35(9):1959-72.



- 7.Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. 1979;9(1):62-6.
- 8.Petrick NA, Akbar S, Cha KH, Nofech-Mozes S, Sahiner B, Gavrielides MA, et al. SPIE-AAPM-NCI BreastPathQ Challenge: an image analysis challenge for quantitative tumor cellularity assessment in breast cancer histology images following neoadjuvant treatment. Journal of Medical Imaging. 2021;8(3):034501.
- 9.Tsai N-C, Chen H-W, Hsu S-L. Computer-aided diagnosis for early-stage breast cancer by using Wavelet Transform. Computerized Medical Imaging and Graphics. 2011;35(1):1-8.
- 10.Sirinukunwattana K, Raza SEA, Tsang Y-W, Snead DR, Cree IA, Rajpoot NM. Locality sensitive deep learning for detection and classification of nuclei in routine colon cancer histology images. IEEE transactions on medical imaging. 2016;35(5):1196-206.
- 11.Lazebnik S, Schmid C, Ponce J. Spatial pyramid matching. Object Categorization: Computer and Human Vision Perspectives. 2009;3(4).
- 12.Alom MZ, Aspiras T, Taha TM, Asari VK, Bowen T, Billiter D, et al. Advanced deep convolutional neural network approaches for digital pathology image analysis: A comprehensive evaluation with different use cases. arXiv preprint arXiv:190409075. 2019.
۱۳. سامبرانی ن, هاشم زاده م. تشخیص دقیق موقعیت تومرهای سرطان سینه در تصاویر ماموگرافی با استفاده از الگوریتم C- میانگین. کنفرانس بین المللی مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات ۱۳۹۵.
- 14.Law MF, Chan HN, Leung C, Lai HK, Ha CY, Ng C, et al. Burkitt-like post-transplant lymphoproliferative disorder (PTLD) presenting with breast mass in a renal transplant recipient: a report of a rare case. Annals of Hematology. 2014;93(12):2083-5.
- 15.Mughal B, Sharif M, Muhammad N, Saba T. A novel classification scheme to decline the mortality rate among women due to breast tumor. Microscopy research and technique. 2018;81(2):171-80.
- 16.Mohamed BA, Salem NM, editors. Automatic classification of masses from digital mammograms. 2018 35th National Radio Science Conference (NRSC); 2018: IEEE.
- 17.Safdarian N, Yousefian Dezfoulinejad S. Mammographic image processing for classification of breast cancer masses by using support vector machine method and grasshopper optimization algorithm. Journal of Arak University of Medical Sciences. 2020;23(2):246-63.