



دانشگاه صنعتی شریف
دانشکده‌ی مهندسی کامپیوتر

پایان‌نامه‌ی کارشناسی
مهندسی نرم‌افزار

عنوان:

تشخیص سرطان تیروئید با استفاده از شبکه‌های عصبی از
روی اسلاید‌های سایتولوژی

نگارش:

امیرحسین محسن نژاد

استاد راهنما:

دکتر حسین اسدی
دکتر حمید ربیعی

شهریور ۱۴۰۱

اللهُ أَكْبَرُ

به نام خدا
دانشگاه صنعتی شریف
دانشکده‌ی مهندسی کامپیوتر

پایان‌نامه‌ی کارشناسی

عنوان: تشخیص سرطان تیروئید با استفاده از شبکه‌های عصبی از روی اسلایدهای سایت‌لوزی

نگارش: امیرحسین محسن نژاد

کمیته‌ی ممتحنین

استاد راهنمای اول: دکتر حسین اسدی امضاء:

استاد راهنمای دوم: دکتر حمید ربیعی امضاء:

استاد مشاور: استاد مشاور امضاء:

استاد مدعو: استاد ممتحن امضاء:

تاریخ:

سپاس

از جناب دکتر اسدی و جناب دکتر ربیعی بسیار سپاس گزارم که چنین فرصت مطالعاتی را به من دادند. همچنین قدردان و متشرک از راهنمایی‌های سرکار خانم قوامی هستم که در طول مسیر زمان زیادی را برای مشاوره به بنده گذاشتند.

چکیده

سرطان تیروئید یکی از انواع شایع سرطان در بدن انسان‌هاست که در آن غده تیروئید درگیر می‌شود. یکی از راه‌های اصلی تشخیص این بیماری، استفاده از اسلاید‌های دیجیتال ثبت شده از نمونه‌های سلولی است. به این صورت که متخصصان با استفاده از ویژگی‌هایی که سلول‌های سرطانی به خود می‌گیرند، می‌توانند آن‌ها را از سلول‌های عادی تیروئید تشخیص دهند و مقدار درگیری نمونه به سرطان را تشخیص دهند. هدف از این پروژه این است که با بکارگیری روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین و پردازش تصویر، مدلی آموزش دهیم که با استفاده از اسلاید‌ها، تشخیصی با دقت بالا انجام دهد. از آنجایی که تشخیص این سرطان به این روش توسط نیروی متخصص بسیار زمانبر است، این مدل می‌تواند دستیار و کمک بسیار خوبی برای آن‌ها باشد.

کلیدواژه‌ها: یادگیری ماشین، پردازش تصویر، سرطان تیروئید، بدخیم، اسلاید‌های دیجیتال

فهرست مطالب

۱۱	۱	مقدمه
۱۲	۱-۱	تعریف مسئله
۱۲	۲-۱	چالش‌های مسئله
۱۳	۳-۱	اهمیت موضوع
۱۳	۴-۱	ساختار پایان‌نامه
۱۴	۲	مفاهیم اولیه
۱۴	۱-۲	سرطان تیروئید
۱۴	۱-۱-۲	انواع سرطان تیروئید
۱۵	۲-۱-۲	روش‌های تشخیص سرطان تیروئید
۱۷	۳-۱-۲	اسلایدهای دیجیتال
۱۸	۲-۲	شبکه عصبی پیچشی و یادگیری عمیق
۲۰	۳	کارهای پیشین
۲۳	۴	مجموع داده‌ها
۲۴	۱-۴	اطلس ژنوم سرطان تیروئید
۲۴	۲-۴	پاپ سوسایتی اطلس تیروئید

۲۵	۳-۴ پایگاه داده ریزآرایه بافت استنفورد
۲۶	۵ روش‌های پیشنهادی
۲۶	۱-۵ پیش‌پردازش داده‌ها
۲۶	۱-۱-۵ استخراج قسمت‌های حاوی اطلاعات از اسلاید
۳۲	۲-۱-۵ داده افزایی
۳۷	۲-۵ آموزش مدل
۳۷	۱-۲-۵ مدل‌های مورد بررسی
۳۸	۲-۲-۵ آموزش مدل‌ها و خروجی
۴۲	۶ نتیجه‌گیری

فهرست تصاویر

۱-۲ نمونه اسلاید اسکن شده از غده تیروئید	۱۷
۲-۲ نمونه اسلاید اسکن شده از غده تیروئید با رنگ امیزی های متفاوت	۱۸
۳-۲ ساختار پایه معماری شبکه عصبی پیچشی	۱۹
۱-۵ نمودارها به ترتیب از راست به چپ توزیع تعداد قطعه عکس های تولید شده از هر اسلاید و درصد قطعه عکس های تولید شده نسبت به تعداد کل را برای هر اسلاید با آستانه ۵۰۰ و ۲۹۸ نشان می دهد.	۲۸
۲-۵ به ترتیب از راست به چپ، تغییرات تابع هدف و آستانه قابل مشاهده است که در نهایت آستانه به مقدار ۲۹۸ همگرا شده است.	۳۰
۳-۵ ناحیه های استخراج شده شش اسلاید ۱، ۵، ۴، ۳، ۲، ۶ در آستانه ۲۹۸ و ماسک های مرتبط با آن ها	۳۱
۴-۵ نمونه ای از پیش پردازش تغییر رنگ که به ترتیب از راست به چپ عکس اصلی و عکس تبدیل شده را نشان می دهد.	۳۴
۵-۵ نمونه ای از پیش پردازش تطبیق دامنه فوریه که به ترتیب از راست به چپ عکس اصلی و عکس تبدیل شده را نشان می دهد.	۳۶
۶-۵ نمونه ای از پیش پردازش ادغام تصویر که به ترتیب از راست به چپ عکس اصلی و عکس تبدیل شده را نشان می دهد.	۳۷

۷-۵ نمودار دقت در هر دوره آموزش، دقت و ویژگی عملکرد گیرنده در بهترین دوره به ترتیب ۹۹.۰ و ۵۵.۹۹ است ۴۰

فهرست جداول

۱-۵ دقت روش لایلسانین برای تشخیص عکس‌های پس زمینه از غیر پس زمینه	۳۲
۲-۵ نتایج آموزش با مدل‌های مختلف و روش‌های داده افزایی متفاوت بر روی مجموع دو مجموع داده پاسوسایتی و ریزآرایه بافت استنفورد	۴۱

فصل ۱

مقدمه

یادگیری ماشین و به خصوص پردازش تصویر امروزه یکی از پر کاربردترین تکنولوژی‌های روز دنیا است که در حوزه‌های مختلف صنعتی، پزشکی، شهری، امنیتی، علمی و فنی کاربرد فراوانی دارد. پردازش تصویر امروزه بیشتر به موضوع پردازش تصویر دیجیتال گفته می‌شود که شاخه‌ای از پردازش سیگنال است که با پردازش سیگنال دیجیتال که نماینده تصاویر برداشته شده با دوربین دیجیتال یا اسکن شده توسط اسکنر هستند سروکار دارد.

تشخیص سرطان تیروئید با استفاده از پردازش تصویر یکی از موضوعات تحقیقاتی است که از مدت‌ها پیش مورد توجه پژوهشگران بوده است. تشخیص این سرطان به معنی تشخیص وجود سلول‌های سرطانی در نمونه مورد بررسی است که ویژگی‌های متفاوتی از سلول‌های عادی دارند.

قبل از ادامه کار باید با دو کلمه در ادبیات پزشکی مربوط به سرطان آشنا شد. بیوپسی^۱ یک آزمایش پزشکی است که معمولاً توسط جراح، رادیولوژیست یا متخصص قلب و عروق انجام می‌شود. این فرآیند شامل استخراج سلول‌ها یا بافت‌های نمونه برای بررسی و تعیین وجود یا وسعت بیماری است. کلمه‌ی دیگر، پتالوژی^۲ علم علل و عوارض بیماری‌ها، به شاخه‌ای از پزشکی می‌گویند که به بررسی آزمایشگاهی نمونه‌های بافت بدن برای اهداف تشخیصی یا پزشکی قانونی می‌پردازد. یکی از راه‌های تشخیصی سرطان تیروئید، بیوپسی غده و بعد از آن بررسی نمونه توسط پتالوژیست^۳ است. پزشک متخصص نمونه را در زیر میکروسکپ مورد بررسی قرار می‌دهد و ناحیه‌های مشکوک را تشخیص می‌دهد. با توجه به اندازه

¹Biopsy

²Pathology

³Pathologist

نمونه و اسلاید ها، این فرآیند ممکن است ساعت ها به طول بیانجامد و فرآیندیست که به دقت بالایی نیازمند است. تصویربرداری کل اسلاید^۴، به عنوان مثال، اسکن و دیجیتالی کردن اسلایدهای بافت شناسی، اکنون در سراسر جهان در آزمایشگاه های آسیب شناسی مورد استفاده قرار می گیرد. در گذشته راهکارهای ارائه شده برای حل این مسئله توسط کامپیوترها و با استفاده از تصویربرداری کل اسلاید، مبتنی بر روش های کلاسیک طبقه بندی و پیدا کردن ویژگی های سلولی به صورت دستی بوده است، اما با روی کار آمدن شبکه های عمیق، نتایج بهتری قابل کسب است که به دقت تشخیص و تسريع آن کمک می کند.

۱-۱ تعریف مسئله

در این پژوهش، هدف ارائه ای راه حلی برای تشخیص سرطان تیروئید و طبقه بندی وضعیت آن از روی اسلایدهای دیجیتال کل سایتولوژی است. به این صورت است که مجموع داده هایی از اسلایدهای دیجیتال معرفی می شوند. سپس از این داده ها برای آموزش و ارزیابی مدل های مبتنی بر شبکه های عمیق برای طبقه بندی وضعیت تیروئید استفاده می شود. طبقه بندی هایی که در این پژوهش مورد بررسی قرار می گیرند در قسمت اول بد خیم و خوش خیم بودن غده تیروئید است و بعد از آن نیز مدلی برای تشخیص سلول های توموری توسعه داده می شود.

۲-۱ چالش های مسئله

تقسیم بندی خودکار بافت تومور به افزایش دقت، سرعت و تکرار پذیری تحقیق کمک می کند. در گذشته نه چندان دور، تکنیک های مبتنی بر یادگیری عمیق، نتایج پیشرفت های را در طیف گسترده ای از وظایف تحلیل تصویر، از جمله تجزیه و تحلیل اسلایدهای دیجیتالی، ارائه کرده اند. با این حال، راه حل های مبتنی بر یادگیری عمیق، چالش های بسیاری از جمله، نبود داده عمومی کافی، اندازه هی بزرگ اسلایدهای کل، ناهمگونی در تصاویر و پیچیدگی ویژگی ها را به همراه دارند.

⁴Whole Slide Image

۱-۳ اهمیت موضوع

سرطان تیروئید یکی از سرطان‌های شایع بین انسان‌ها است که تشخیص سریع و زودهنگام آن بسیار در درمان غده موثر است. همانطور که پیشتر نیز گفته شد، فرآیند تشخیص سرطان از روی اسلامیدهای کل، به دلیل اندازه بزرگ این اسلامیدهای، فرآیندی بسیار وقت‌گیر است، از این روی، استفاده از فرآیندهای خودکار مبتنی بر یادگیری ماشین که دقت بالایی را نشان دهند، از هدر رفت وقت متخصصان جلوگیری می‌کند و از سوی دیگر فرآیند تشخیص را تسريع می‌بخشد.

۱-۴ ساختار پایان‌نامه

در فصل اول این پایان‌نامه به مسئله و مقدمات آن پرداخته شد. فصل دوم شامل مفاهیم اولیه مورد نیاز برای مسئله و راه حل پیشنهادی ارائه شده است. در فصل سوم به کارهای پیشین که در این زمینه انجام گرفته است، اشاره شده است. در فصل چهارم، مجموع دادگان مورد بررسی معرفی می‌شوند. در فصل پنجم چالش‌ها، پیش‌پردازش داده‌ها، شبکه‌های عمیق استفاده شده و روش‌های بهبود مورد بحث قرار می‌گیرند و در نهایت مطالب بیان شده در فصل ششم جمع بندی شده است.

فصل ۲

مفاهیم اولیه

در این فصل به بررسی برخی مفاهیم اولیه مورد نیاز در این پایان نامه پرداخته می‌شود.

۱-۱ سرطان تیروئید

غده تیروئید یک غده پروانه‌ای شکل است که در قسمت تحتانی گردن قرار دارد. این غده وظیفه کنترل متابولیسم و سوخت و ساز بدن را به عهده دارد. علاوه بر این، تیروئید هورمون‌هایی تولید می‌کند که وظیفه تنظیم دمای بدن، میزان سوخت و ساز و مصرف اکسیژن را انجام می‌دهد. سرطان تیروئید زمانی رخ می‌دهد که سلول‌های غده تیروئید بر اثر عواملی، دچار تغییر می‌شوند و بعد از آن سلول‌های دارای ناهنجاری شروع به تکثیر می‌کنند و به تدریج تومور تیروئید را تشکیل می‌دهند. سرطان تیروئید در صورتی که زودهنگام تشخیص داده شود یکی از قابل درمان‌ترین انواع سرطان است.

۱-۱-۲ انواع سرطان تیروئید

سرطان تیروئید انواع مختلفی دارد که در هر کدام، ویژگی‌ها سلول متفاوت است.

- سرطان پاپیلاری^۱: این سرطان در ناحیه‌های کوچکی از بدن پخش می‌شود و حدود ۸۰ درصد از نمونه سرطان‌های تیروئید رو تشکیل می‌دهد و در سلول‌های فولیکولی تولید کننده تیروگلوبولین

¹Papillary Carcinomas

در تیروئید شروع می‌شود.

- سرطان فولیکولار^۲: این نوع از سرطان در ناحیه بزرگتری از بدن و در زمان کمتری پخش می‌شود و حدود ۱۵ درصد از نمونه سرطان‌های تیروئید را تشکیل می‌دهد.
- سرطان مدولار^۳: این نوع از سرطان حدود ۳ درصد از جمعیت کل بیماران سرطان غده تیروئید را تشکیل می‌دهد که از سلول‌های تولید کننده کلسیتونین در تیروئید ناشی می‌شود.
- انواع نادر دیگر

هر کدام از انواع سرطان اشاره شده در قسمت اخیر را می‌توان با توجه به سطح خطری که آن‌ها برای بیماران دارند نیز دسته‌بندی کرد. این دسته بندی مربوط به نوع سرطان تیروئید نیست و می‌توان سرطان‌های دیگری را نیز با این معیار دسته بندی کرد.

- سرطان بدخیم^۴: تومور بدخیم دارای مرزهای نامنظم است، سریعتر از یک تومور خوش‌خیم رشد می‌کند و می‌تواند به سایر قسمت‌های بدن شما نیز سراحت کند.
- سرطان خوش‌خیم^۵: تومور خوش‌خیم دارای مرزهای مشخص، صاف و منظم است، یک تومور خوش‌خیم می‌تواند بسیار بزرگ شود اما به بافت مجاور حمله نمی‌کند.

۲-۱-۲ روش‌های تشخیص سرطان تیروئید

برای تشخیص این سرطان روش‌های بسیاری وجود دارد. از جمله این روش‌ها می‌توان به موارد زیر اشاره کرد.

- معاينه فيزيكى: در اين روش پزشك با معاينه بيمار به صورت فيزيكى و بررسى ناحيه تيروئيد ممکن است متوجه غده سرطاني شود.
- سى تى اسكن^۶: اين آزمایش با استفاده از پرتوهای اشعه ايکس و به منظور تشخيص سايز و ميزان انتشار تومورهای سرطاني تيروئيد در سایر بخش‌های بدن انجام می‌شود. به طور مثال، اگر فردي

²Follicular Carcinomas

³Medullary carcinoma

⁴Malignant Carcinomas

⁵Benign Carcinomas

⁶Computed tomography (CT) scan

مشکوک به سرطان تیروئید باشد، سی تی اسکن از ناحیه گردن و قفسه سینه یا قسمت دیگری از بدن مانند شکم نیز انجام می شود.

- بیوپسی^۷: در صورت وجود توده در ناحیه گردن، پزشک با استفاده از یک سوزن نازک، اقدام به نمونه برداری از بافت توده می کند تا وجود احتمالی سرطان را با استفاده از انجام آزمایشات روی این نمونه تشخیص دهد.

- روش های دیگر از جمله آزمایش های خون و ژنتیک، سونوگرافی گردن، اسکن رادیو یودین^۸ و ...

همانطور که اشاره شد، یکی از روش های تشخیص سرطان تیروئید، بیوپسی است. در ادامه به جزیيات بیشتری از این روش پرداخته می شود زیرا در مرحله اول روش استاندارد طلایی تشخیص این سرطان است و همچنین در این پژوهش، تمرکز کلی و ارایه روش های هوش مصنوعی مبتنی بر این روش خواهند بود.

تشخیص سرطان تیروئید به روش بیوپسی

روش اصلی تشخیص این سرطان بیوپسی است. در صورتی که پزشک تشخیص دهد که بیمار نیاز به بیوپسی دارد، اسانترین راه برای تشخیص سرطانی بودن توده، نمونه برداری سوزنی^۹ است. این نوع بیوپسی در بعضی مواقع می تواند، در کلینیک و دفتر پزشک انجام شود.

پزشک یک سوزن نازک و توخالی را مستقیماً در غده قرار می دهد تا تعدادی سلول و چند قطره مایع را داخل سرنگ ببریزد. دکتر ممکن است این فرآیند را دو یا سه بار تکرار کند تا از مکان های مختلف غده نمونه برداری کند. نمونه های گرفته شده، سپس در زیر میکروسکوپ توسط متخصصین مورد بررسی قرار می گیرد تا از روی ویژگی های سلول های سرطانی از جمله شکل، اندازه، رنگ، هسته سلول، ساختار سلول ها و ... فرآیند تشخیص کامل شود.

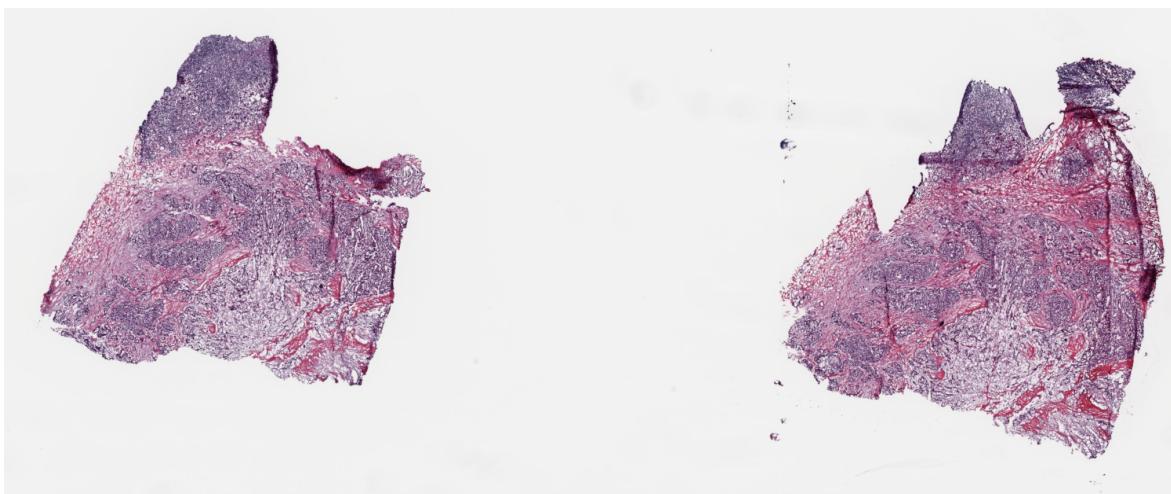
برای راحتی کار یا انجام فرآیند بررسی یه صورت ریموت، می توان این نمونه ها را توسط دستگاه هایی اسکن کرد تا اسلاید دیجیتالی از آنها ایجاد شود. به این روش تصویر برداری تمام لغزشی^{۱۰} می گویند. از مزایای دیگر این روش این است که اسلایدها به صورت فایل های دیجیتال در می آیند، که می توانند

⁷Biopsy

⁸Radioiodine scans

⁹Fine Needle Aspiration (FNA)

¹⁰Whole-Slide Imaging



شکل ۲-۱: نمونه اسلاید اسکن شده از غده تیروئید

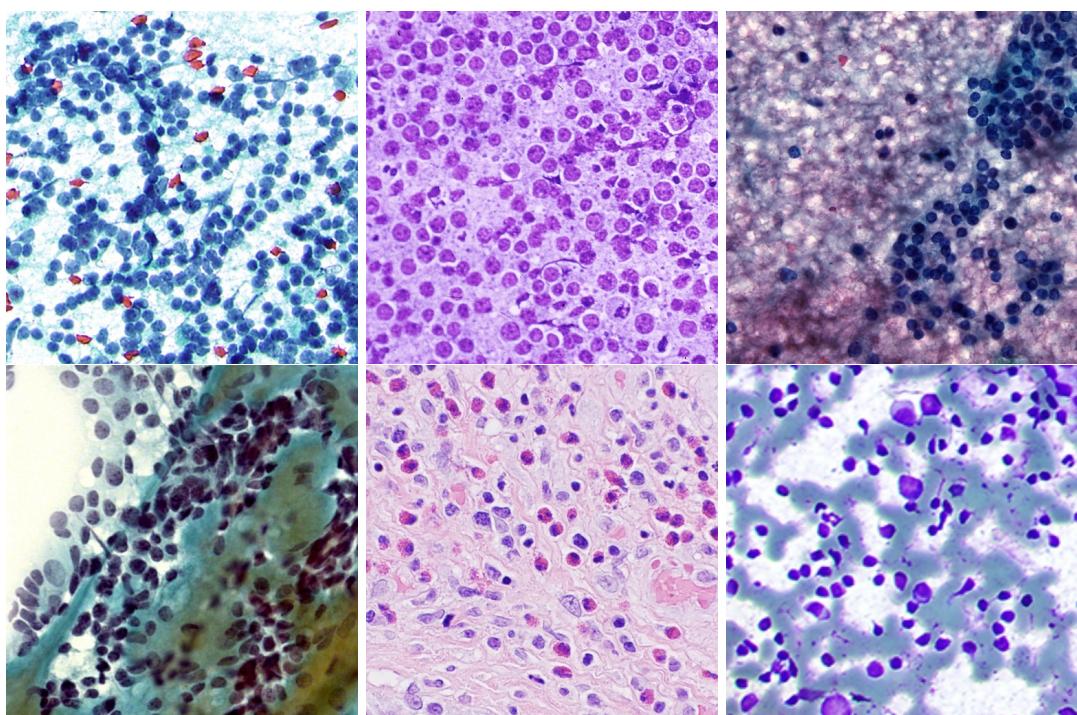
به اشتراک گذاشته شوند و در فرآیندهای آموزشی و تحصیلی و حتی یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گیرند.

۳-۱-۲ اسلایدهای دیجیتال

همانطور که در قسمت قبل گفته شد، نمونه‌های تهیه شده از ناحیه‌های مشکوک بیمار از غده تیروئید، توسط دستگاه‌هایی اسکن می‌شوند و به صورت تصاویری دیجیتال در می‌آیند که برای کامپیوتراهای قابل خواندن هستند. قبل از اینکه این نمونه‌ها توسط دستگاه اسکن شوند ممکن است فرآیندی روی نمونه‌ها انجام شود تا سلول‌ها در زیر میکروسکپ و یا در تصویر دیجیتال به خود رنگ بگیرند. این کار به متخصصین کمک می‌کند تا سلول‌ها را راحت‌تر از دیگر مواد داخل نمونه تشخیص دهند و این باعث افزایش دقت تشخیص می‌شود. به همین دلیل اسلایدهای تهیه شده به این روش، ممکن است رنگ‌های مختلفی به خود بگیرند.

نمونه‌ای از این اسلایدها در شکل [شکل ۱-۲](#) آمده است که از مجموع داده [\[۱\]](#) برداشته شده که اندازه‌ای تصویر اصلی آن برابر با 30077×114240 پیکسل است.

عکس‌های دیگر از این نمونه‌ها که توسط روش‌های مختلف رنگ آمیزی شده‌اند نیز در [شکل ۲-۲](#) آمده است. منبع این شش تصویر نیز مجموع داده [\[۲\]](#) است. این اسلاید‌ها معمولاً ابعاد بسیار بزرگی دارند و ممکن است تا بزرگنمایی 40 برابر را پشتیبانی کنند. به همین دلیل ممکن است



شکل ۲-۲: نمونه اسلايد اسکن شده از غده تیروئید با رنگ امیزی های متفاوت

حجمی بین چند مگابایت تا چند گیگابایت را به خود بگیرند.

۲-۲ شبکه عصبی پیچشی و یادگیری عمیق

شبکه عصبی پیچشی^{۱۱} یک معماری یادگیری عمیق^{۱۲} است که می‌تواند یک تصویر ورودی را گرفته، به جنبه‌ها یا اشیای مختلف آن تصویر از طریق وزن دهی قابل یادگیری، اهمیت بخشد و بتواند یکی را از دیگری متمایز کند. معماری شبکه‌های عصبی پیچشی مشابه الگوی اتصال نورون‌ها در مغز انسان است و از ساختار قشر بصری الهام گرفته است.

معماری شبکه عصبی پیچشی ابتدا در سال ۲۰۱۵ و در مقاله [۳] معرفی شد که در تصویر ۳-۲ آمده است. ساختار کلی آن، از تعدادی لایه‌های پیچشی تشکیل شده است که در هر لایه تعدادی کanal وجود دارد که هر کدام به طور مستقل از ماتریس‌های هسته آن لایه و خروجی لایه قبل بوجود می‌آیند.

¹¹Convolutional Neural Network

¹²Deep Learning



شکل ۲-۳: ساختار پایه معماری شبکه عصبی پیچشی

عملکرد این معماری برای گروهبندی تصاویر در بسیاری از موارد بالا است و شبکه‌هایی با این معماری وجود دارند که در پردازش تصویر به دقت انسان‌ها رسیده و حتی در مواردی دقیقی بیشتر از انسان را داشته‌اند. به همین دلیل در سال‌های اخیر، معماری پایه‌ی بسیاری از پژوهش‌ها است. این معماری پایه‌ی بسیاری از شبکه‌های عصبی دیگر برای پردازش تصویر است.

فصل ۳

کارهای پیشین

در سال‌های گذشته برای تشخیص سرطان تیروئید و گروه‌بندی‌های آن کارهایی مبتنی بر یادگیری ماشین انجام گرفته است. این پژوهش‌ها بر روی مجموع داده‌های مختلف و با اهداف متفاوتی شکل گرفته‌اند. در دسته‌ای از این پژوهش‌ها هدف تشخیص کلی وجود یا عدم وجود سرطان تیروئید بوده است. در گروهی دیگر هدف تشخیص نوع سرطان (پاپیلاری، فولیکولار، مدولاری) و زیرگروه‌های هر کدام بوده است. گروهی تمرکز خود را بر روی نوعی خاص از انواع سرطان تیروئید گذاشته و وجود یا عدم وجود آن را در داده‌ها بررسی می‌کنند. هدف تعدادی از این پژوهش‌ها پیشینی معیار TBSR^۱ بوده است. این معیار وضعیت غده تیروئید را به شش گروه در ادامه این فصل، به بررسی تعدادی از کارهای پیشین انجام شده در این زمینه می‌پردازیم.

در سال ۲۰۱۹ پژوهش [۴] در باب این مسئله چاپ شد. هدف اصلی این پژوهش، تشخیص سرطان تیروئید با استفاده از تصاویر سونوگرافیک و مبتنی بر روش‌های شبکه‌های عصبی پیچشی عمیق^۲ بوده است. ورودی مدل، تصاویر معمولی سونوگرافی از غده و خروجی مدل وجود یا عدم وجود ناحیه‌های سرطانی بوده است.

در همان سال در پژوهش آزمایشی [۵] گوان و همکاران، هدف خود را ابتدا طبقه‌بندی سرطان تیروئید به سه گروه فولیکولار ادنوما^۳ و فولیکولار کارسینوما^۴ و پاپیلاری کارسینوما^۵ قرار داده و در مرحله بعد

¹The Bethesda System for Reporting

²Deep Convolutional Neural Network - DCNN

³Follicular Adenoma

⁴Follicular Carcinoma

⁵Papillary Carcinoma

سعی کردند دسته فولیکولار کارسینوما را به چهار زیرگروه دیگر طبقه‌بندی کنند. این تیم، از اسلامیدهای سیتوولوژی دیجیتال استفاده کردند و نتایج خود را بروی هر دو مدل VGG16 و InceptionV3 گزارش کردند. در این پژوهش، از اسلامیدها، تصاویر کوچکتری استخراج شد و از این تصاویر برای آموزش مدل‌ها استفاده شد. در نهایت بهترین نتیجه را با مدل VGG16 و با دقت ۶۶.۹۷ بروی تصاویر استخراج شده کسب کردند.

باز در همین سال، مقاله [۶] منتشر شد که هدف آن تشخیص بدخیم و یا خوشخیم بودن غده تیروئید بوده است. در این پژوهش از تصاویر سونوگرافی استفاده کردند، اما اینبار هر دو دامنه فضایی عکس و دامنه فوریه عکس را مورد بررسی قرار دادند. معماری سیستم توسعه داده شده بدین صورت است که، تصاویر ابتدا وارد طبقه‌بند مبتنی بر فوریه می‌شوند. در این قسمت توزیع مولفه‌های فویر مورد بررسی قرار می‌گیرد و با توجه به آن پیش‌طبقه‌بندی بر روی تصویر انجام می‌شود. در نهایت خروجی قسمت قبل، وارد شبکه عمیقی می‌شود که طبقه‌بندی نهایی را انجام می‌دهد. شبکه عمیق بکار رفته در این قسمت از نوع ResNet تغییر یافته بوده که جزئیات بیشتری در مورد معماری آن در فصل‌های بعدی آمده است.

در پژوهش دیگر [۷] که در سال ۲۰۲۰ میلادی منتشر شد، دنیل و همکاران خود سیستمی را توسعه دادند تا معیار TBSR را از روی اسلامیدهای دیجیتال پیش‌بینی کند. این تیم در ابتدا با استفاده از شبکه VGG11 مدلی را آموزش دادند تا ناحیه‌های مورد نظر^۶ یک اسلامید را تشخیص دهد. برای این کار اسلامیدها را به صورت تصادفی به ناحیه‌های مختلف تقسیم کردند و مدل را بر روی این تصاویر آموزش دادند. سپس باز با استفاده از شبکه VGG11 شبکه‌ی مستقل دیگری را آموزش دادند تا با بکارگیری ناحیه‌های مورد نظر بدست آمده، TBSR نمونه را پیش‌بینی کند.

در سال ۲۰۲۱ نیز در پژوهش [۸] سعی بر این شد مدلی برای تشخیص سرطان تیروئید از نوع پاپیلاری توسعه داده شود. در این مسیر، روش‌های مختلف و مدل‌های مختلفی مورد بررسی قرار گرفتند و مقایسه‌ای از عملکرد هر یک گزارش شد. دو روشی که در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفتند به صورت زیر هستند.

- طبقه‌بندی بر اساس ویژگی

قدم اول این روش، مرزبندی^۵ است که در آن، هدف مشخص کردن ناحیه‌های مربوط به هسته

⁶Region Of Interest

⁷Segmentation

و سلول است. برای بدست آوردن مرزبندی مناسب از شبکه UNet استفاده شد. این شبکه ابتدا در سال ۲۰۱۵ و در مقاله [۹] معرفی شد. این شبکه، یک معماری رمزگذار-رمزگشای U شکل است که از چهار بلوک رمزگذار و چهار بلوک رمزگشا تشکیل شده است. پلهایی بین رمزگذار و رمزگشا وجود دارد که آنها را به هم متصل می‌کند و جریان اطلاعات را کامل می‌کند. این اتصالات منجر به الحاق ویژگی‌های متفاوت از نظر معنایی می‌شود که عملکرد شبکه را برای مرزبندی بهبود می‌دهد. برای فرآیند استخراج ویژگی، تصاویر تیروئید، مرزبندی‌های مرتبط و ماسک‌های تهییه شده از سلول‌ها استفاده شده است تا ویژگی‌های مختلف سلول بدست بیایند. در مرحله بعد، ویژگی‌های بدست آمده جمع می‌شوند و روی آنها پیش‌پردازش انجام می‌گیرد تا مورد استفاده مدل برای طبقه‌بندی قرار گیرند. الگوریتم‌های متفاوت و کلاسیکی مانند طبقه‌بندی بردار پشتیبانی، نزدیک‌ترین همسایه، بیز ساده گوسی و ... برای این کار مورد آزمایش قرار گرفت که در نهایت بهترین آنها انتخاب گردید.

• طبقه‌بندی مبتنی بر یادگیری عمیق

این روش، روش مستقیمی برای طبقه‌بندی به حساب می‌آید، به همین دلیل نیاز به استخراج ویژگی به صورت دستی نیست و قدم‌ها مورد نیاز برای طبقه‌بندی به شدت کاهش پیدا می‌کنند. باید توجه شود که در روش اول، از یادگیری عمیق تنها برای مرزبندی تصاویر استفاده شد و برای طبقه‌بندی نهایی، الگوریتم‌های کلاسیک بکار گرفته شدند، از این جهت پیچیدگی مرزبندی روش اول به تنها ی با پیچیدگی روش دوم برابری می‌کند. برای کاهش زمان آموزش مدل‌ها نیز، از مدل‌های از پیش آموزش داده شده بر روی مجموع داده ImageNet [۱۰] استفاده شد. در نهایت قبل از استفاده از داده‌ها، روش‌های مختلف از جمله چرخش تصویر، آینه کردن، متعادل سازی هسیتوگرام تصویر^۸، تطبیق دامنه فوریه و ... برای داده‌افزایی بکار گرفته شد.

بهترین نتیجه‌ای که توسط این پژوهش گزارش شد، از روش مبتنی بر ویژگی و با دقت‌های ۸۳ و ۸۹ بر روی دو مجموع داده بدست آمد. در هر دو مجموع داده دقت روش مبتنی بر ویژگی بالاتر از روش یادگیری عمیق بوده، اما در پایان، پیشنهاد شد که برای مجموع داده‌های کوچک‌تر و مرزی‌تر (منظور از مرزی بودن داده در اینجا این است که به سادگی نمی‌توان به گروه‌های مورد نظر طبقه‌بندی کرد) از روش مبتنی بر ویژگی و برای مجموع داده‌های بزرگ‌تر و کلی تر از روش مبتنی بر یادگیری عمیق استفاده گردد.

^۸Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

فصل ۴

مجموع داده‌ها

همانطور که در [۱۱] نیز اشاره شده است، یکی از مشکلاتی که در حل این مسائل با آن روبرو هستیم، نبود مجموع داده مناسب و با دسترسی عمومی است. در این مقاله حسینی و دیگر اعضای تیم سعی کردند تا مجموع داده عمومی از روی اسلایدهای دیجیتال شامل ارگان‌های مختلف بدن تهیه کنند.

در سال ۲۰۱۰ [۱۲] نیز که هدف نهایی آن تشخیص سرطان با اسلایدهای ناحیه‌های سر و گردن است، بعد از آموزش مدل بر روی مجموع داده خصوصی تهیه شده، سعی شد تا برای ارزیابی خارجی، مدل را بر روی مجموع داده عمومی ۲۰۱۶ CAMELYON که تست کنند. مجموع داده CAMELYON در چالشی در سال ۲۰۱۶ منتشر شد که شرکت کنندگان باید از این مجموع داده برای حل مسئله استفاده می‌کردند. هدف اصلی این چالش تشخیص سرطان سینه بوده و مجموع داده نیز شامل اسلایدها و برچسب‌هایی مربوط به این سرطان بوده است.

در مقاله‌ای دیگر [۱۳] مجموع داده عمومی از اسلایدهای دیجیتال و برچسب‌های آن تهیه شد. هدف آن تشخیص پاپیلاری بودن یا نبودن غده تیروئید بوده است که علیرغم اعلام نویسنده، موفق به تماس برای دریافت مجموع داده نشدیم.

با توجه به گفته‌های اخیر، جمع آوری داده یکی از بخش‌های مهم این پروژه است تا با آن بتوان مدل را به خوبی آموزش داد و عملکرد خوبی را دریافت کرد. در ادامه به مجموع داده‌هایی که تهیه شد و درنهایت برای آموزش و ارزیابی مدل بکار گرفته شد اشاره می‌کنیم.

۱-۴ اطلس ژنوم سرطان تیروئید

اطلس ژنوم سرطان تیروئید^۱ بخشی از یک تلاش بزرگتر برای ایجاد یک جامعه تحقیقاتی متمرکز بر اتصال فنتوپتیپ‌های^۲ سرطان به ژنوتیپ‌ها^۳ با ارائه تصاویر بالینی منطبق با افراد از اطلس ژنوم سرطان [۱۳] (TCGA) است.

Cite: "The results <published or shown> here are in whole or part based upon data generated by the TCGA Research Network: <https://www.cancer.gov/tcga>." شناسه پروژه به صورت TCGA-THCA است که در آدرس [۱] قابل مشاهده است. این پروژه شامل اطلاعات ۵۰۷ بیمار است که هدف اصلی آن، بررسی سرطان تیروئید در این بیماران است.

این اطلاعات شامل توالی دی‌ان‌ای، جنسیت، سن، داده‌های کلینیکال از بررسی بیمار توسط پزشک، اسلایدهای دیجیتال نمونه برداری شده از غده تیروئید و ... است. تعداد کل اسلایدهای جمع آوری شده مورد استفاده ما از این پروژه ۶۳۹ عدد است که در مجموع حجمی بالغ بر ۱۰۵ گیگابایت دارند. برای هر کدام از این اسلایدها سه برچسب درصد سلول‌های عادی، درصد سلول‌های سرطانی و درصد سلول‌ها استورمال آمده است که ما نیز از این برچسب‌ها برای مسئله خود استفاده می‌کنیم. از بین اسلایدها و با توجه به درصد سلول‌ها نرمال، سرطانی و استورمال ۱۰۶ اسلاید صدرصد سرطانی و ۷۶ اسلاید صدرصد عادی برای ادامه کار انتخاب شد. در مرحله بعد برای استفاده از این ۱۸۲ اسلايد، آن‌ها، به ۲۶۵۴۱۸ قطعه عکس کوچک‌تر در آورده شدند تا بعد از آن بتوانند در آموزش مدل مورد استفاده قرار بگیرند.

۲-۴ پاپ سوسایتی اطلس تیروئید

پاپ سوسایتی، انجمنی است که به عنوان یک شرکت اداره می‌شود و منحصراً به عنوان یک مؤسسه خیریه معاف از مالیات برای سازمان‌های علمی آموزشی، مدنی و خیریه سازماندهی شده است. اطلس تیروئید این انجمن [۲]، شامل نزدیک به ۳۰۰ تصویر از غده تیروئید و نواحی مختلف آن از اسمیر مستقیم یک نمونه برداری سوزنی است که تمامی تصاویر به طور مستقل توسط اعضای کمیته بررسی و تایید شده

¹The Cancer Genome Atlas-Thyroid Cancer/TCGA-THCA

²Phenotypes

³Genotypes

است. تصاویر توسط اسکریپتی از صفحات وب این اطلاع جمع آوری شد. تصاویر این مجموعه داده حجمی حدود ۱۲۵ مگابایت دارند که از بین این تصاویر، ۲۶۹ عکس به عنوان، بدخیم و خوشبخت بحسب زده شده‌اند. در ادامه از تصاویر این دو گروه، نزدیک به ۴۰۰ تصویر کوچک‌تر استخراج شد تا مناسب برای آموزش مدل باشند و مورد استفاده ارزیابی مدل قرار بگیرند.

۳-۴ پایگاه داده ریزآرایه بافت استنفورد

پایگاه داده ریزآرایه بافت استنفورد [۱۴] بخش تیروئید، شامل حدود ۲۰۰ تصویر است که تصاویر و برچسب‌های آن توسط اسکریپتی از آدرس [۱۵] استخراج شدند. حجم این مجموعه داده ۳۵۲ مگابایت است که در نهایت از گروه تصاویر بدخیم و خوشبخت، نزدیک به ۱۴۱۴ تصویر کوچک‌تر بدست آمد تا در نهایت مورد استفاده قرار گیرد.

فصل ۵

روش‌های پیشنهادی

یادگیری ماشین و به خصوص پردازش تصویر امروزه یکی از پر کاربردترین تکنولوژی‌های روز دنیا است که در حوزه‌های مختلف صنعتی، پزشکی، شهری، امنیتی، علمی و فنی کاربرد فراوانی دارد. در واقع پردازش تصویر به پردازش تصاویر آنالوگ و دیجیتالی می‌پردازد که به ترتیب توسط دوربین‌های معمولی و ابزارهای مانند اسکنر نوری، دوربین و یا حسگر دیجیتالی گرفته شده اند که امروزه بیشتر به موضوع پردازش تصویر دیجیتال گفته می‌شود که شاخه‌ای از پردازش سیگنال است که با پردازش سیگنال دیجیتال که نماینده تصاویر برداشته شده با دوربین دیجیتال یا اسکن شده توسط اسکنر هستند سر و کار دارد.

در این پژوهش سعی شده با استفاده از این روش و با استفاده از اسلایدهای دیجیتال ثبت شده از بیمار که شامل سلول‌های غده تیروئید هستند، روشی برای تشخیص سریع تر و دقیق تر سرطان تیروئید ارائه شود.

۱-۵ پیش‌پردازش داده‌ها

۱-۱-۵ استخراج قسمت‌های حاوی اطلاعات از اسلاید

اسلایدهایی که متخصصان از آن برای تشخیص استفاده می‌کنند بسیار ابعاد بزرگی دارند، به طوری که به هیچ وجه در حافظه پردازنده‌ها جای نمی‌گیرد. برای حل این مشکل در این پژوهه سعی بر این شد که اسلایدها به تیکه‌های کوچک تری از عکس شکسته شوند به طوری که قابل پردازش باشند. یکی از

موضوعات مهمی که باید در نظر گرفت، ناحیه‌های غیر مهم و فاقد اطلاعات است که باید در این فرآیند حذف گردند. این کار به دو دلیل انجام می‌شود. اولاً اینکه این قسمت‌ها، بخش بزرگی از اسلایدها را تشکیل می‌دهند و با حذف این موارد می‌توان در استفاده از منابع پردازشی صرفه جویی کرد و دوماً اگر تعداد زیادی از عکس‌هایی که هنگام آموزش مدل استفاده می‌کنیم، از این نوع باشند، دقت مدل بشدت کاهش پیدا می‌کند و مدل در فرآیند یادگیری با مشکل مواجه می‌شود. دلیل این امر هم این است که این عکس‌ها حاوی ویژگی‌های مورد نظر ما برای تشخیص سلول‌های سرطانی نیستند و مدل در حین فرآیند آموزش، ویژگی‌های نامرتبه را از روی این عکس‌ها یاد می‌گیرد.

برای حل این موضوع، روشی که بکار گرفته شد، استفاده از واریانس لaplاسین ناحیه است. لaplاسین یک عکس از محاسبه مشتق دوم روی شدت رنگ‌های پیکسل‌های آن محاسبه می‌شود و در نتیجه لبه و گوشه‌های عکس مقدار بیشتری می‌گیرد. برای محاسبه مشتق دوم برای یک عکس از رابطه زیر استفاده می‌کنیم که در آن $f(x)$ مقدار شدت رنگ را در موقعیت x از تصویر نشان می‌دهد.

$$f'(x) = f(x+1) - f(x), f'(x+1) = f(x+2) - f(x+1)$$

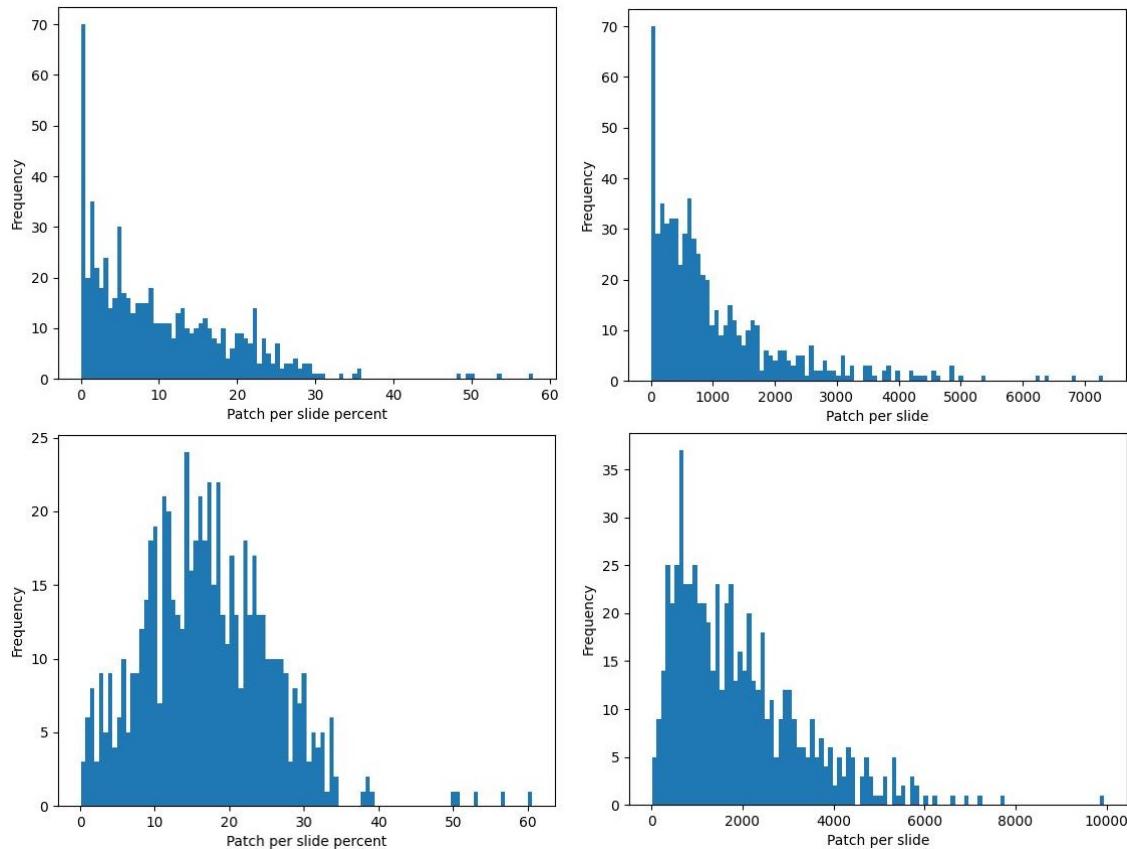
$$f''(x) = f'(x+1) - f'(x) = f(x+2) - f(x+1) - f(x+1) + f(x)$$

$$f''(x) = f(x+2) - 2 * f(x+1) + f(x)$$

بعد از محاسبه واریانس شدت رنگ پیکسل‌ها در لaplاسین عکس و استفاده از یک آستانه عکس‌هایی که مقدار کمتری دارند فیلتر می‌شوند. به این ترتیب ناحیه‌های فاقد اطلاعات که مقدار لaplاسین کمی نیز دارند حذف می‌شوند.

برای بدست آوردن مقدار بهینه آستانه و همچنین آزمودن این روش، به ترتیب زیر عمل شد.

۱. ابتدا حدس اولیه ۵۰۰ برای آستانه انتخاب شد و اسلایدها با توجه به این آستانه به قطعه‌های کوچک عکس درآمدند. مقدا اولیه آستانه در این مرحله، نیاز به دقت بالایی ندارد، زیرا همانطور که در قسمت بعد نیز توضیح داده خواهد شد، از آن برای انتخاب اسلایدها استفاده می‌کنیم. این حدس اولیه نیز با مشاهده مقدار به صورت حدودی و از روی چند ناحیه تصادفی از یک اسلاید انتخاب شد. توزیع تعداد و درصد قطعه عکس‌های هر اسلاید در تصویر ۱-۵ آمده است.



شکل ۱-۵: نمودارها به ترتیب از راست به چپ توزیع تعداد قطعه عکس‌های تولیدشده از هر اسلاید و درصد قطعه عکس‌های تولیدشده نسبت به تعداد کل را برای هر اسلاید با آستانه ۵۰۰ و ۲۹۸ نشان می‌دهد.

۲. سپس سه اسلاید از پایین بازه و سه اسلاید از بالای بازه مشخص شده در نمودار توزیع قطعه عکس‌ها انتخاب شدند. سه اسلاید بالای بازه اسلاید‌هایی هستند که روش بکار رفته تعداد زیادی قطعه عکس از آن‌ها تولید کرده است و سه اسلاید پایین بازه اسلاید‌هایی هستند که به دلیل نابهینه بودن آستانه، روش‌ما، قطعه عکس‌های کمی را برای آن‌ها تولید کرده است.

۳. برای شش اسلاید انتخاب شده، به صورت دستی و با استفاده از نرم افزار GIMP ماسک‌های تولید شد.

۴. در قدم بعد، باید معیارهایی را برای روش بکار رفته انتخاب کرد تا با استفاده از آن‌ها بتوان آستانه بهینه را پیدا کرد و در نهایت آن را ارزیابی کرد. همانطور که در قسمت‌های قبل گفته شد، فیلتر ناحیه‌های فاقد اطلاعات، اهمیت زیادی برای ما دارد از این رو، در ارزیابی این روش علاوه بر دقت^۱، صحت^۲ نیز عامل مهمی در کارکرد درست است. صحت، با توجه به فرمول زیر هرچه به مقدار عددی ۱ نزدیک‌تر باشد به این معناست که ناحیه‌های بدست آمده از این روش، به احتمال بالاتری دارای اطلاعات هستند و در نتیجه ناحیه‌های فاقد اطلاعات کمتری تولید می‌شوند.

روش به درستی عکس را غیرپس زمینه تشخیص داده: $TruePositive(TP)$

روش به درستی عکس را پس زمینه تشخیص داده: $TrueNegative(TN)$

روش اشتباه^۱ عکس را غیرپس زمینه تشخیص داده: $FalsePositive(FP)$

روش اشتباه^۲ عکس را پس زمینه تشخیص داده: $FalseNegative(FN)$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

دقت روش نیز به صورت زیر محاسبه می‌شود:

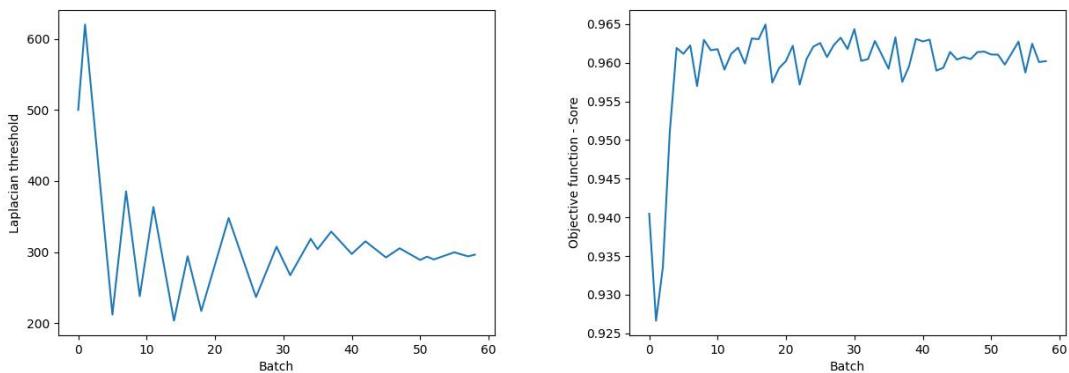
$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

۵. حال با توجه به این دو معیار، قطعه کد پایتونی نوشته شد که شش اسلاید و ماسک‌های مربوط به آن‌ها را به عنوان ورودی می‌گیرد و با شروع از آستانه ۵۰۰ و محاسبه ماتریس درهم ریختگی^۳،

¹Accuracy

²Precision

³Confusion Matrix



شکل ۲-۵: به ترتیب از راست به چپ، تغییرات تابع هدف و آستانه قابل مشاهده است که در نهایت آستانه به مقدار ۲۹۸ همگرا شده است.

در جهتی آستانه را تغییر می‌دهد تا دو معیار گفته شده بیشینه شوند. لازم به ذکر است، در نهایت از تابع هدف^۴ $Precision + Accuracy \times 0.75 / 25$ برای یافتن آستانه استفاده شد تا صحت مقدار پایینی به خود نگیرد. در هر مرحله از اجرای کد، از هر اسلاید ۲۰۰۰ و در مجموع ۶*۲۰۰۰ قطعه عکس مورد بررسی قرار می‌گیرد به صورتی که آستانه در جهت افزایش تابع هدف و با اندازه پرش^۵ ۱۲۰ و نرخ نزولی^۶ ۰/۸۵، کاهش و یا افزایش پیدا می‌کند. نمودار تغییرات تابع هدف و آستانه در طی اجرای برنامه در تصویر ۲-۵ آمده است که در آن‌ها تابع هدف و آستانه به ترتیب به مقادیر ۰/۹۶ و ۲۹۸ همگرا شده‌اند. اسلایدها و ماسک‌های بکار رفته آن‌ها در تصویر ۳-۵ ارائه شده است و دقت و حساسیت روش بر روی این شش اسلاید نیز در جدول ۱-۵ آمده است.

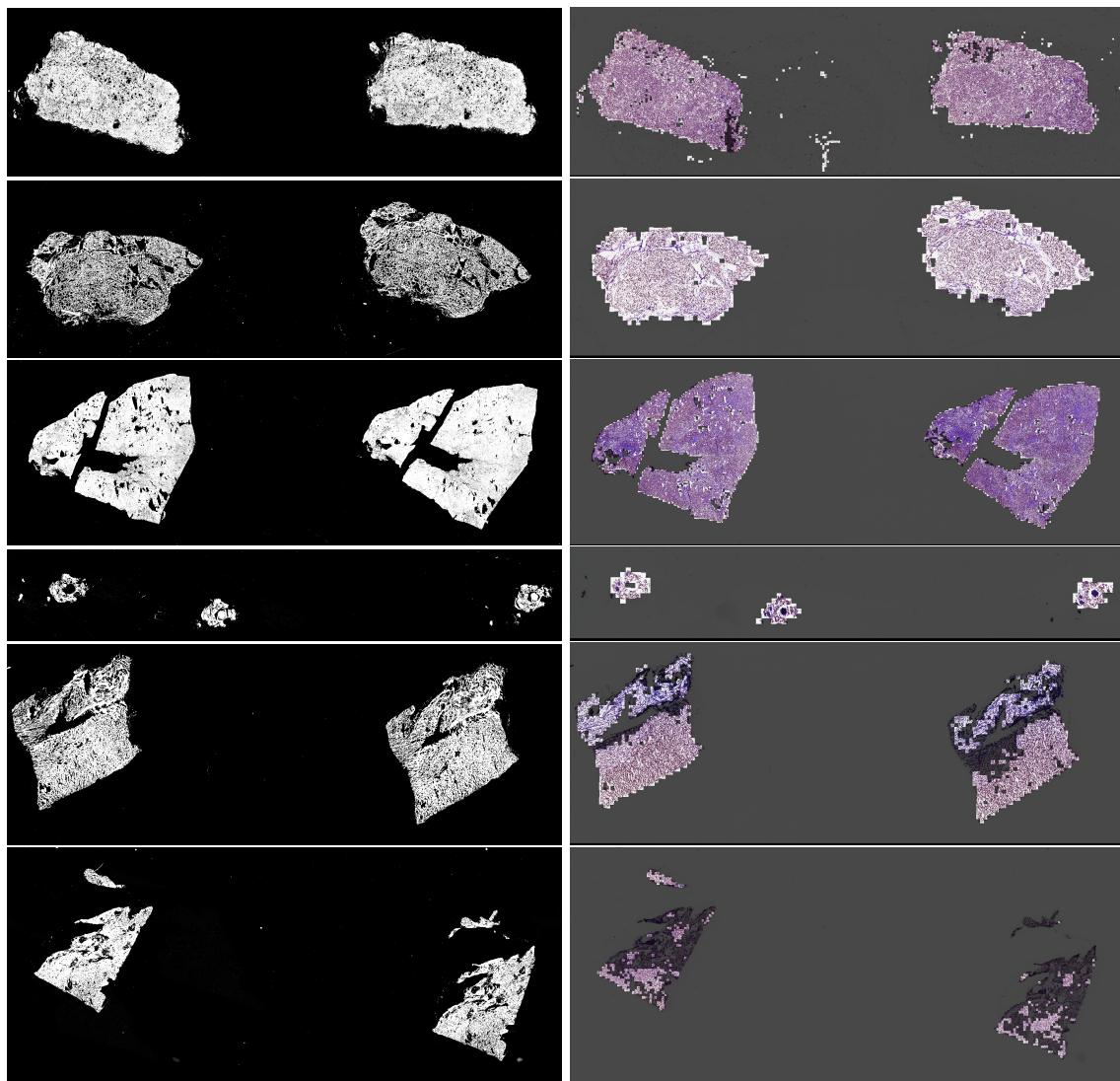
بعد از یافتن آستانه، می‌توان اسلایدها را یکی پس از دیگری خواند و نواحی مورد نیاز برای آموزش مدل را استخراج کرد. با توجه به توضیحات داده شده برای این روش استخراج، در ادامه به دو تا از مزیت‌های آن اشاره می‌کنیم:

- از آنجایی که حجم داده‌ای که با آن‌ها کار داریم بسیار زیاد است و اسلایدهای زیادی نیاز به پیش‌پردازش دارند سرعت و دقت عامل مهمی در عملکرد است. در این روش، بعد از تهیه

⁴Objective Function

⁵Jump Size

⁶Decay Rate



شکل ۵-۳: ناحیه‌های استخراج شده شش اسلاید ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶ در آستانه ۲۹۸ و ماسک‌های مرتبط با آن‌ها

اسلاید	ماتریس درهم ریختگی	دقت	صحت
1	TP: 4624 FP: 126 TN: 14100 FN: 226	0.98	0.97
2	TP: 1103 FP: 172 TN: 3758 FN: 7	0.96	0.86
3	TP: 7615 FP: 92 TN: 20871 FN: 234	0.98	0.98
4	TP: 78 FP: 18 TN: 1880 FN: 4	0.98	0.81
5	TP: 1138 FP: 4 TN: 6671 FN: 492	0.94	0.99
6	TP: 460 FP: 0 TN: 19618 FN: 1426	0.93	0.99
In Total	TP: 15018 FP: 412 TN: 66898 FN: 2389	0.96	0.97

جدول ۱-۵: دقت روش لاپلاسین برای تشخیص عکس‌های پس زمینه از غیر پس زمینه

ماسک‌ها برای شش اسلاید ذکر شده به صورت دستی و تعیین آستانه، دیگر نیاز به دخالت انسان نداریم، از این روی، این روش دقت و سرعت بالایی را دارد.

- همانطور که پیشتر نیز گفته شد، فایل‌های دیجیتال اسلایدها، از طریق اسکن نمونه‌ها توسط دستگاه و در زیر میکروسکوپ تهیه می‌شوند. در بعضی مواقع به دلیل شرایط فیزیکی نمونه، خطای دستگاه و یا حتی خطای انسانی ممکن است نمونه و یا قسمتی از آن به درستی اسکن نشود. این نواحی نیز علاوه بر نواحی پس زمینه اطلاعات مورد نیاز ما را ندارند و یا از دست داده‌اند و حالت بلوری به خود گرفته‌اند. با توجه به ماهیت روش استخراج ذکر شده، این مشکل در این فرآیند حل می‌شود. لاپلاسین یک تصویر حاوی اطلاعاتی نظری گوششها و خطوط تصویر است از این روی، یکی از روش‌های اصلی تشخیص بلوری بودن تصویر است، زیرا در این تصاویر اطلاعاتی مانند خطوط محو می‌شوند. با توجه به اینکه مبنای اصلی روش استخراج ذکر شده نیز لاپلاسین تصویر است، در طی این فرآیند تصاویر بلوری مقدار واریانس لاپلاسین کمتری گرفته و خود به خود حذف می‌گردند.

۲-۱-۵ داده افزایی

داده افزایی یکی از پیش‌پردازش‌هایی است که قبل از داده شدن داده‌ها به مدل، روی آن‌ها انجام می‌شود. در داده افزایی^۷ از تصاویر موجود، تصاویر جدیدی بازآفرینی می‌شوند. معمولاً تصاویر جدید ایجاد

⁷Data Augmentation

شده، توزیع داده نزدیکی به توزیع داده اصلی و تست دارند و هدف از این کار این است که تعمیم یافته‌گی مدل را افزایش دهیم تا دقیق مدل بر روی داده‌های تست افزایش پیدا کند. روش‌ها و الگوریتم‌های مختلف با پیچیدگی‌های مختلف وجود دارد که در ادامه روش‌هایی که در این پژوهه مورد بررسی قرار گرفت، آمده است.

چرخش تصاویر به صورت تصادفی

در این روش تصاویر به اندازه مقداری تصادفی چرخ داده می‌شوند^۸. از آنجایی که در این مسئله، با چرخش، تصاویر اطلاعاتی از دست نمی‌دهند و علاوه بر آن، مقدار خروجی مدل ما نیز نباید تغییر کند، لذا می‌توان از این روش برای داده افزایی استفاده کرد.

آینه کردن به صورت تصادفی

مانند قسمت قبل، از این روش نیز می‌توان برای داده افزایی استفاده کرد^۹.

تغییر مقیاس به صورت تصادفی

معمولًا عکس‌هایی که از آن‌ها برای آموزش مدل استفاده می‌کنیم دارای ابعاد و رزولوشن متفاوتی هستند و در نتیجه اندازه سلول‌ها در آن‌ها متفاوت است. از آنجایی که مدل در نهایت تلاش می‌کند ویژگی‌های مرتبط با این سلول‌ها را بیابد و با توجه به آن‌ها، تشخیص درستی را ارایه دهد، باید پیش‌پردازشی انجام گیرد تا مدل نسبت به اندازه سلول‌ها، حساس نشود. از این روی می‌توان قبل از استفاده از عکس‌ها در آموزش مدل، مقیاس تصاویر را به صورت تصادفی تغییر داد^{۱۰}.

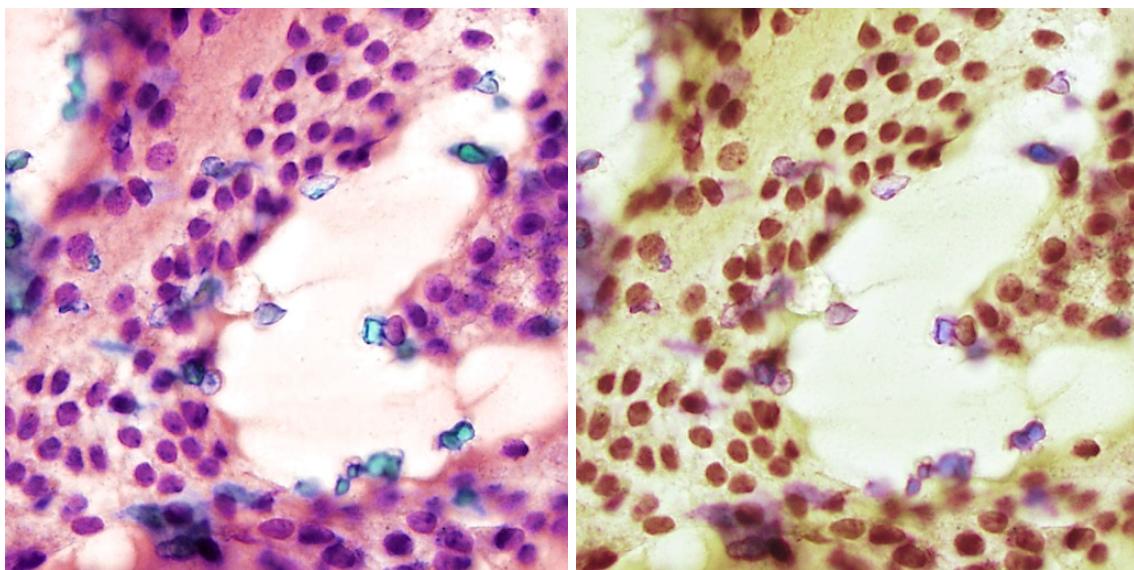
بلور کردن به صورت تصادفی و اضافه کردن نویز گوسین

ممکن است تصاویر اسکن شده، به خوبی تصاویر زمان آموزش مدل نباشد و عوامل محیطی، باعث بوجود آمدن نویز در داده‌ها شده باشد، از این روی ما از قصد نویز و یا بلور رو به عکس زمان آموزش اضافه می‌کنیم تا مدل توانایی بیشتری برای پیش‌بینی درست روی عکس‌های نویزی داشته باشد.

⁸Random Rotate

⁹Random Flip

¹⁰Random Scale



شکل ۴-۵: نمونه‌ای از پیش‌پردازش تغییر رنگ که به ترتیب از راست به چپ عکس اصلی و عکس تبدیل شده را نشان می‌دهد.

تغییر رنگ

همانطور که پیشتر نیز گفته شد، عکس‌ها و اسلایدها ممکن است با روش‌های متفاوتی رنگ شده باشند و رنگ‌های مختلفی را به خود بگیرند. از این روی باید عکس‌های زمان آموزش مدل نیز به اندازه کافی تنوع رنگ داشته باشد و مدل توانایی تشخیص درست در بازه رنگ‌های متفاوتی را داشته باشد. برای این کار می‌توان عکس‌ها را قبل از داده شدن به مدل تغییر داد تا رنگ‌های آن‌ها تغییر کند. روشی که در اینجا استفاده می‌شود به این صورت است که در ابتدا عکس‌ها را از حالت RGB به HSV تبدیل می‌کنیم. در دامنه HSV، کanal‌ها به ترتیب حاوی اطلاعات رنگ^{۱۱}، اشباع^{۱۲} و روشنایی^{۱۳} هستند. در اینجا کافیست مقدار کanal رنگ را که مقداری بین ۰ تا ۳۶۰ به خود می‌گیرد را صورت تصادفی تغییر دهیم. در تصویر ۴-۵ مثالی از این پیش‌پردازش آمده است.

¹¹Hue

¹²Saturation

¹³Brightness

تطبیق دامنه فوریه

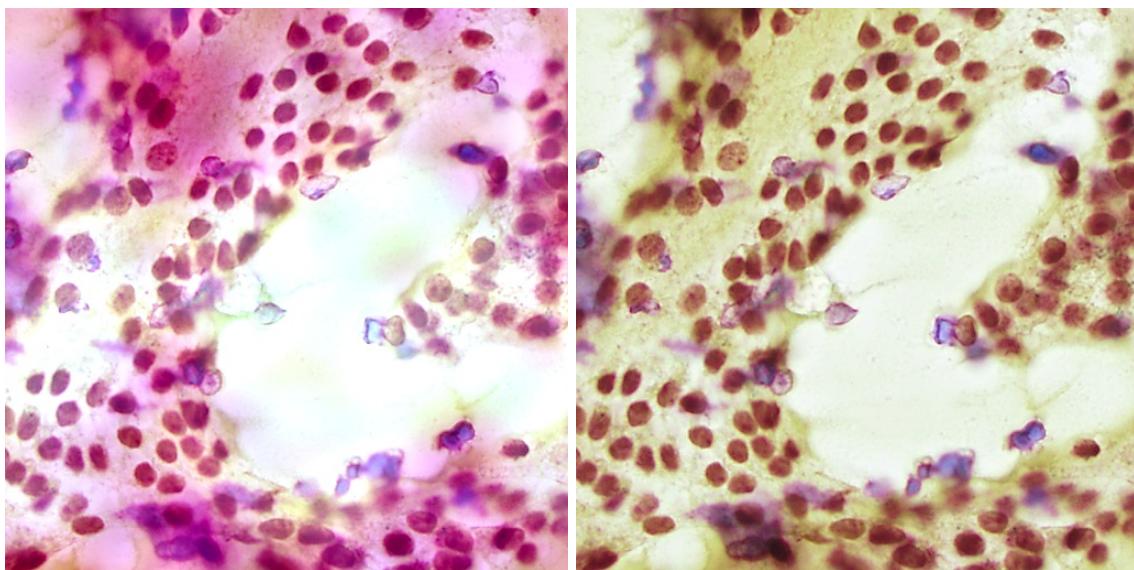
در هنگام آموزش یک مدل، فرض می‌شود که داده‌های آموزشی شما (چه بزرگ یا کوچک) نماینده خوبی از توزیع کلی داده‌هاست. با این حال، اگر ورودی‌ها در زمان آزمون به طور قابل توجهی با داده‌های آموزشی متفاوت باشد، مدل ممکن است عملکرد چندان خوبی نداشته باشد در حالی که برای یک انسان، با یادگیری مفهوم یک موضوع این مشکل کمتر وجود دارد. دلیل اینکه مدل شما در این سناریوها خیلی خوب عمل نمی‌کند این است که دامنه مسئله تغییر کرده است. در این مورد تطبیق دامنه به کمک شما می‌آید. تطبیق دامنه زیرشاخه‌ای از یادگیری ماشین است که به سناریوهایی می‌پردازد که در آن یک مدل آموزش دیده بر روی توزیع منبع در زمینه توزیع هدف متفاوت استفاده می‌شود. به طور کلی، تطبیق دامنه^{۱۴} از داده‌های برچسب گذاری شده در یک یا چند دامنه منبع برای حل وظایف جدید در یک دامنه هدف استفاده می‌کند.

به طور مثال در مسئله این پروژه تنظیمات دستگاه اسکنر و نوع آن، روش اسکن، روش نمونه برداری و ... ممکن است روی توزیع داده‌ها تأثیر بگذارد در حالی که این عوامل در بیمارستان‌های مختلف و مجموع داده‌های مختلف متفاوت است، لذا استفاده از تطبیق دامنه، گزینه خوبی برای افزایش عملکرد مدل است.

یکی از روش‌های تطبیق دامنه، تطبیق دامنه فوریه^{۱۵} است. این روش ابتدا در سال ۲۰۲۰ میلادی و در مقاله [۱۶] معرفی شد و به این صورت عمل می‌کند که ابتدا عکس‌های هدف و منبع را با تبدیل فوریه به حوزه فرکانس می‌برد، سپس ناحیه با فرکانس پایین در داده‌های منبع را با ناحیه‌های هدف جاگزین می‌کند و بعد از آن فوریه معکوس را روی داده‌ها انجام داده و داده‌های به حالت قبل بر می‌گردند. دلیل و انگیزه این روش است که طیف دامنه سطح پایین حوزه فرکانس می‌تواند به طور قابل توجهی تغییر کند بدون اینکه بر درک معناشناسی سطح بالا تأثیر بگذارد و با این تغییر، توزیع تصویر نهایی به تصویر هدف نزدیک می‌شود. این روش با اینکه هزینه محاسباتی بسیار کمی دارد، اما در مواردی عملکرد خوبی رو ارائه کرده است که نمونه از عملکرد این روش، در تصویر ۵-۵ آمده است.

¹⁴Domain adaptation

¹⁵Fourier domain adaptation

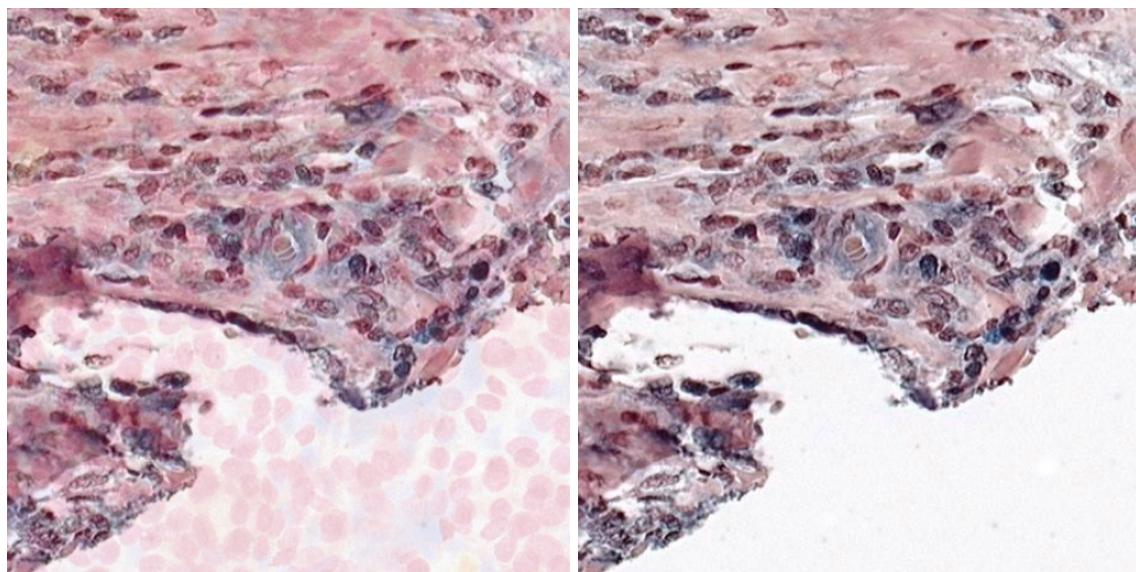


شکل ۵-۵: نمونه‌ای از پیش‌پردازش تطبیق دامنه فوریه که به ترتیب از راست به چپ عکس اصلی و عکس تبدیل شده را نشان می‌دهد.

ادغام تصاویر

ادغام تصویر^{۱۶} یکی از روش‌های افزایش داده است که ابتدا در سال ۲۰۱۷ مقاله [۱۷] معرفی شد. این تکنیک کاملاً سیستماتیک نامگذاری شده است که در آن به معنای واقعی کلمه ویژگی‌ها و برچسب‌های مربوط به آنها را با هم مخلوط می‌کنیم. شبکه‌های عصبی، مستعد به خاطر سپردن برچسب‌های اشتباہ هستند. رویه ذکر شده این کار را با ترکیب ویژگی‌های مختلف با یکدیگر کاهش می‌دهد (همین مورد برای برچسب‌ها نیز اتفاق می‌افتد) به طوری که یک شبکه در مورد رابطه بین ویژگی‌ها و برچسب‌های آنها بیش از حد مطمئن نشود. همانطور که گفته شد در ادغام دو عکس را با ضرایب λ و $1-\lambda$ بین صفر و یک، پیکسل به پیکسل با هم جمع می‌کنند تا عکس جدیدی بدست آید. مقدار λ طوری انتخاب می‌شود که تصویر اصلی دچار تغییر معنا نشود. نمونه‌ای از نتایج این روش در تصویر ۵-۶ آمده است.

^{۱۶}Mix-up



شکل ۵-۶: نمونه‌ای از پیش‌پردازش ادغام تصویر که به ترتیب از راست به چپ عکس اصلی و عکس تبدیل شده را نشان می‌دهد.

۲-۵ آموزش مدل

۱-۲-۵ مدل‌های مورد بررسی

در این پژوهش، از دو مدل و ساختار Inception و ResNet به طور مستقل برای آموزش استفاده شد تا بتوان نتیجه نهایی را برای هر کدام مقایسه کرد. در این قسمت یه معرفی این دو مدل می‌پردازیم.

معماری Inception

این معماری ابتدا در [۱۸] معرفی شد که یک شبکه عمیق مبتنی بر شبکه‌های عصبی پیچشی است. این شبکه از اجزای تکرارشونده با نام ماژول Inception تشکیل شده است. هر کدام از این ماژول‌ها، ورودی را با ماتریس‌های کرنل با اندازه متفاوت پردازش می‌کنند. به این معنی که بجای اینکه در هر لایه از شبکه CNN از کرنل با یک سایز استفاده کنیم در هر ماژول از کرنل‌هایی با سایزهای متفاوت استفاده می‌کنیم و در نهایت خروجی‌ها را با هم ادغام می‌کنیم. یکی از اهداف این کار پیدا کردن فیچرها در مقیاس‌های متفاوت است. جزئیات بیشتر این معماری در مقاله اشاره شده آمده است.

معماری ResNet

مبناً این معماری نیز شبکه‌های عصبی پیچشی است که ابتدا در پژوهش [۱۹] معرفی شد. یکی از مشکلاتی که شبکه‌های عصبی به خصوص پیچشی با آن رویرو است، نیاز به استفاده از تعداد لایه‌های زیاد برای یادگیری ویژگی‌های مناسب مسئله است. با افزایش تعداد لایه‌ها در این شبکه‌ها، قابلیت شبکه برای پیدا کردن ویژگی‌های پیچیده بیشتر می‌شود اما افزایش عمق شبکه، تنها با انباشتن لایه‌ها در کنار هم کار نمی‌کند. آموزش شبکه‌های عمیق این چنینی به دلیل مشکل ناپدید شدن گرادیان بسیار دشوار است زیرا، در حین فرآیند آموزش که گرادیان به لایه‌های قبلی انتشار می‌یابد، ضرب مکرر ممکن است گرادیان را بینهایت کوچک کند و در چنین حالتی لایه‌های اول به درستی آموزش نمی‌بینند. این معماری با رها کردن تصادفی و پرس از لایه‌های آن در حین آموزش و استفاده از شبکه کامل در زمان آزمایش، روشی ضد شهودی را برای آموزش یک شبکه بسیار عمیق پیشنهاد کرد. برای این کار در بعضی نقاط از شبکه، ارتباطات مستقیم بین دو لایه غیر مجاور وجود دارد. این ارتباطات، خروجی لایه قبل را به ورودی لایه پایان ارتباط اضافه می‌کند. با این کار از همگرا شدن گرادیانت به صفر جلوگیری می‌کند. جزئیات بیشتر این معماری در مقاله اصلی آمده است.

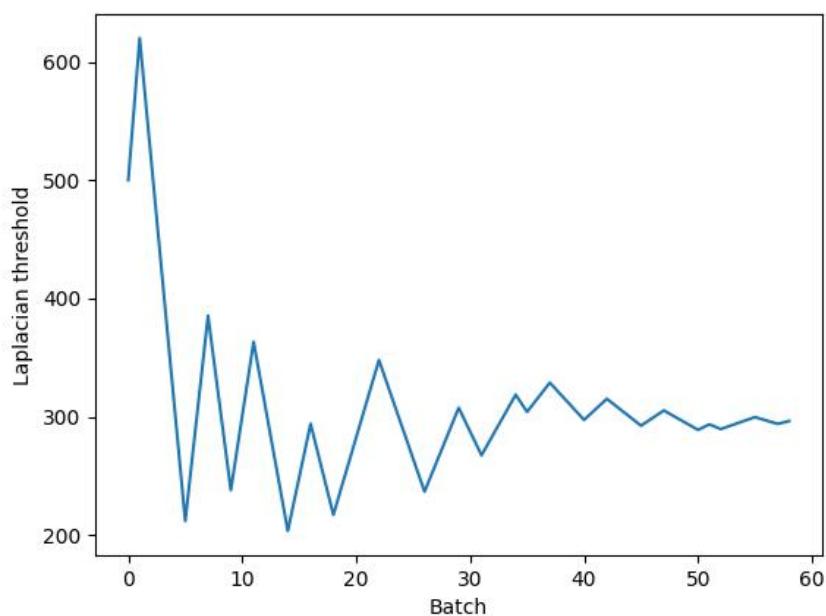
۲-۲-۵ آموزش مدل‌ها و خروجی

برای فرآیند آموزش، ابتدا مدل‌های Inception3، Inception4، ResNet18 و ResNet101 مورد آزمایش قرار گرفتند. این مدل‌ها بر روی دو مجموع داده پاپسوسایتی و پایگاه داده ریزآرایه استنفورد و روش‌های مختلف داده افزایی مورد آزمایش قرار گرفتند. که در مجموع ۱۲۵۸ تصویر برای آموزش، ۱۷۴ تصویر برای ارزیابی و ۳۷۸ تصویر نیز برای تست بکار گرفته شد. نکته‌ای که در هنگام تقسیم بندی تصاویر به سه گروه آموزش، ارزیابی و تست باید در نظر گرفت، این است که نباید تصویری از یک اسلاید در دو گروه قرار بگیرند. به عنوان مثال، اگر از یک اسلاید چند تصویر استخراج شود باید تصاویر استفاده شده تنها در یکی از این سه گروه قرار بگیرند زیرا این تصاویر توزیع بسیار نزدیکی بهم دارند در نتیجه، قرار دادن آن‌ها در یک گروه به ارزیابی بهتر مدل کمک می‌کند. نتایج نهایی اجرای در جدول ۲-۵ آمده است. در ستون اول این جدول مدل‌های مورد آزمایش، در ستون دوم روش‌های داده افزایی مختلف، ستون سوم بهترین دور در حین فرآیند آموزش، ستون چهارم دقت نهایی در تشخیص بدخیم و یا خوشخیم بودن تصویر و ستون آخر نیز ویژگی عملکرد گیرنده^{۱۷} برای گروه بدخیم آمده است. دقت به صورت

^{۱۷}Receiver operating characteristic - ROC

میانگین دقت مدل در دو گروه محاسبه شده است. روش‌های داده افزایی که در ستون دوم ذکر شده و بکار گرفته شد به چند گروه متفاوت دسته بندی می‌شوند. منظور از mixup همان روش ادغام تصاویر است. منظور از fda نیز روش تطبیق دامنه فوریه است و jit نیز تغییر تصادفی رنگ تصویر است و در نهایت منظور از all ترکیبی از هر سه روش است. در این ستون دو کلمه دیگر نیز دیده می‌شود. کلمه base اشاره به ترکیبی از روش‌های آئینه کردن، چرخاندن، تغییر مقیاس و اضافه کردن نویز گوسی دارد و کلمه base-nrs تنها تفاوتی که در روش داده افزایی دارد عدم وجود روش تغییر مقیاس است. در نهایت اشاره به عدم استفاده از داده افزایی می‌کند. در ادامه از مجموع داده اطلس ژنوم سرطان تیروئید برای آموزش مدل ResNet101 استفاده شد. همانطور که در فصل‌های پیش نیز اشاره شد، برچسب‌های این مجموع داده به صورت در صد سلول‌ها نرمال و توموری تهیه شده است. در ادامه سعی شده تا دسته بندی بر روی این مجموع داده آموزش داده شود تا با داشتن تصویر، وجود یا عدم وجود سلول‌های توموری را تشخیص دهد. تعداد تصاویری که در نهایت از این مجموع داده استخراج شد، ۲۶۵۴۱۸ است که از ۱۸۵۰۹۰ تصویر برای آموزش، ۲۵۹۰۹ تصویر برای ارزیابی و ۵۴۴۱۹ برای تست استفاده شد. باز باید روی این نکته تاکید کرد که تصاویر استخراج شده از یک اسلاید نباید در دو گروه قرار بگیرند. با توجه به حجم زیاد داده‌ها و زمان بر بودن پردازش، در این قسمت تنها از روش mixup و base پیش‌پردازش استفاده شد. مدل در ۷ دور^{۱۸} بر روی داده‌ها آموزش داده شد. دقت و نمودارهای مربوط به آن در تصویر ۵-۷ آمده است. دستگاه گرافیک بکار رفته مدل Quadro RTX 8000 بوده و زمان اجرا ۳۰ ساعت طول کشیده است.

^{۱۸}Epoch



شکل ۷-۵: نمودار دقت در هر دوره آموزش، دقت و ویژگی عملکرد گیرنده در بهترین دوره به ترتیب ۹۹۹.۰ و ۵۵.۹۹ است

معماری شبکه	روش‌های داده‌افزایی	بهترین دور	دقت	مساحت زیر نمودار ROC
Inception V4	none	17	92.94	0.965
Inception V4	base & mixup	85	92.16	0.967
Inception V4	base & fda	85	91.44	0.944
Inception V4	base & jit	58	93.73	0.976
Inception V4	base & all	7	93.88	0.966
Inception V4	base-nrs & jit	9	92.69	0.944
Inception V4	base-nrs & all	27	94.67	0.943
Inception V3	none	56	91.25	0.937
Inception V3	base & mixup	81	93.63	0.957
Inception V3	base & fda	99	93.73	0.974
Inception V3	base & jit	2	91.34	0.956
Inception V3	base & all	75	93.41	0.966
Inception V3	base-nrs & jit	40	92.06	0.937
Inception V3	base-nrs & all	75	93.41	0.966
Resnet101	none	14	93.10	0.971
Resnet101	base & mixup	84	92.22	0.951
Resnet101	base & fda	40	94.04	0.964
Resnet101	base & jit	99	92.47	0.947
Resnet101	base & all	25	92.53	0.962
Resnet101	base-nrs & jit	55	92.28	0.925
Resnet101	base-nrs & all	25	92.53	0.962
Resnet18	none	55	89.75	0.922
Resnet18	base & mixup	7	91.59	0.934
Resnet18	base & fda	48	94.51	0.943
Resnet18	base & jit	94	94.98	0.974
Resnet18	base & all	80	93.88	0.962
Resnet18	base-nrs & jit	90	90.78	0.939
Resnet18	base-nrs & all	13	94.10	0.985

جدول ۵-۲: نتایج آموزش با مدل‌های مختلف و روش‌های داده افزایی متفاوت بر روی مجموع دو مجموع داده پاسوسایتی و ریزآرایه بافت استنفورد

فصل ۶

نتیجه گیری

در اکثر مسائل یادگیری ماشین، توزیع دادگان و تعمیم پذیر بودن مدل روی توزیع داده‌های مشابه، بسیار مهم است.

همانطور که پیشتر نیز گفته شد یکی از مشکلات اصلی که در این پژوهش با آن روبرو هستیم، نبود مجموع دادگان عمومی کافی است. در این پژوهش ابتدا سعی شد مجموع داده‌های متفاوتی جمع آوری و معرفی شوند. در مرحله بعد مدل‌های متفاوتی بر روی این دادگان آموزش داده شد و با وجود چالش‌هایی نظیر حجم عظیم داده‌ها، فیلتر کردن ناحیه‌های پس زمینه و ... با بکار بردن روش‌های پیش‌پردازشی و تنظیم ابرپارامترها، عملکرد خوبی بدست آمد.

سه مجموع داده استفاده شده در این پژوهش توزیع‌های بسیار متفاوتی دارند و برای اهداف متفاوتی مورد استفاده قرار گرفتند. دو مجموع داده اطلس پاپسوسایتی و ریزآرایه استنفورد برای طبقه‌بندی بدخیم و خوش خیم بودن تصاویر نمونه مورد استفاده قرار گرفتند که بهترین دقیقی که بر روی آن‌ها بدست آمد به ترتیب ۹۸.۹۴ بوده است. تصاویر موجود در این دو مجموع داده، حالت مطالعه موردنی^۱ داشته و از تنوع زیادی در نحوه اسکن، اندازه اسلامید، روش رنگ آمیزی شیمیایی سلول‌ها و ... برخوردار بوده است، از این جهت آموزش مدل بر روی این تصاویر دشوار بوده است. مجموع داده بزرگ‌تر دیگری که در آموزش مدل بکار رفت، اطلس ژنوم سرطان تیروئید بوده است که وجود یا عدم وجود سلول‌های توموری در بهترین حالت با دقت ۷۸.۹۹ بر روی تصاویر تشخیص داده شد.

برای ادامه کار می‌توان تمرکز بیشتری بر روی توزیع‌های متفاوت دادگان گذاشته شود و با استفاده

¹Case Study

بیشتر از مفاهیمی چون تطبیق دامنه و یا انتقال یادگیری^۲ قابلیت تعمیم پذیر بودن مدل بروی دادگان متفاوت و برای وظایف متفاوت بیشتر شود.

²Transfer Learning

Bibliography

- [1] National cancer institute tcga-thca project. <https://portal.gdc.cancer.gov/projects/TCGA-THCA>.
- [2] Papanicolaou society of cytopathology. <https://www.papsociety.org/image-atlas/>.
- [3] K. O’Shea and R. Nash. An introduction to convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1511.08458*, 2015.
- [4] X. Li, S. Zhang, Q. Zhang, X. Wei, Y. Pan, J. Zhao, X. Xin, C. Qin, X. Wang, J. Li, et al. Diagnosis of thyroid cancer using deep convolutional neural network models applied to sonographic images: a retrospective, multicohort, diagnostic study. *The Lancet Oncology*, 20(2):193–201, 2019.
- [5] Q. Guan, Y. Wang, B. Ping, D. Li, J. Du, Y. Qin, H. Lu, X. Wan, and J. Xiang. Deep convolutional neural network vgg-16 model for differential diagnosing of papillary thyroid carcinomas in cytological images: a pilot study. *Journal of Cancer*, 10(20):4876, 2019.
- [6] D. T. Nguyen, T. D. Pham, G. Batchuluun, H. S. Yoon, and K. R. Park. Artificial intelligence-based thyroid nodule classification using information from spatial and frequency domains. *Journal of clinical medicine*, 8(11):1976, 2019.
- [7] D. D. Elliott Range, D. Dov, S. Z. Kovalsky, R. Henao, L. Carin, and J. Cohen. Application of a machine learning algorithm to predict malignancy in thyroid cytopathology. *Cancer cytopathology*, 128(4):287–295, 2020.
- [8] M. B ö hland, L. Tharun, T. Scherr, R. Mikut, V. Hagenmeyer, L. D. Thompson, S. Perner, and M. Reischl. Machine learning methods for automated classi-

- fication of tumors with papillary thyroid carcinoma-like nuclei: A quantitative analysis. *Plos one*, 16(9):e0257635, 2021.
- [9] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*, pages 234–241. Springer, 2015.
- [10] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei. Imagenet: A large-scale hierarchical image database. In *2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 248–255. Ieee, 2009.
- [11] M. S. Hosseini, L. Chan, G. Tse, M. Tang, J. Deng, S. Norouzi, C. Rowsell, K. N. Plataniotis, and S. Damaskinos. Atlas of digital pathology: A generalized hierarchical histological tissue type-annotated database for deep learning. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 11747–11756, 2019.
- [12] M. Halicek, M. Shahedi, J. V. Little, A. Y. Chen, L. L. Myers, B. D. Sumer, and B. Fei. Head and neck cancer detection in digitized whole-slide histology using convolutional neural networks. *Scientific reports*, 9(1):1–11, 2019.
- [13] K. Clark, B. Vendt, K. Smith, J. Freymann, J. Kirby, P. Koppel, S. Moore, S. Phillips, D. Maffitt, M. Pringle, et al. The cancer imaging archive (tcia): maintaining and operating a public information repository. *Journal of digital imaging*, 26(6):1045–1057, 2013.
- [14] R. J. Marinelli, K. Montgomery, C. L. Liu, N. H. Shah, W. Prapong, M. Nitzberg, Z. K. Zachariah, G. J. Sherlock, Y. Natkunam, R. B. West, et al. The stanford tissue microarray database. *Nucleic acids research*, 36(suppl_1):D871–D877, 2007.
- [15] Stanford tissue microarray. [https://tma.im/cgi-bin/selectImages.pl?
organ=thyroid](https://tma.im/cgi-bin/selectImages.pl?organ=thyroid).
- [16] Y. Yang and S. Soatto. Fda: Fourier domain adaptation for semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 4085–4095, 2020.
- [17] H. Zhang, M. Cisse, Y. N. Dauphin, and D. Lopez-Paz. mixup: Beyond empirical risk minimization. *arXiv preprint arXiv:1710.09412*, 2017.

- [18] C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, and A. Rabinovich. Going deeper with convolutions. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 1–9, 2015.
- [19] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun. Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 770–778, 2016.

واژه‌نامه

الف	
Random Scale	مقیاس تصادفی
Domain adaptation.....	تطبیق دامنه
Fourier domain adaptation ..	تطبیق دامنه فوریه ..
Whole-Slide Imaging	تصویر برداری کل ..
دال	
Accuracy	دقت
Data Augmentation.....	داده افزایی
Epoch	دور
ب	
Random Rotate	چرخش تصادفی
	Biopsy
ج	
Hue.....	رنگ
Brightness.....	روشنایی
Radioiodine	رادیو یودین
د	
Papillary Carcinomas	سرطان پاپیلاری
Papillary Carcinomas	سرطان پاپیلاری
ت	

ژ

ژنوتیپ Genotype.....

derivative..... مشتق

mask ماسک

Confusion Matrix..... ماتریس درهم ریختگی

Medullary carcinoma..... سرطان مدولاو

Segmentation مرزبندی

Contrast Limited متداول سازی هستوگرام تصویر

Adaptive Histogram Equalization

Case Study..... مطالعه موردی

سین

سرطان خوشخیم Benign Carcinoma

سرطان بدخیم Malignant Carcinoma.....

شین

شبکه عصبی پیچشی Convolutional Neural

Network

شبکه‌های عصبی پیچشی عمیق Deep.....

Convolutional Neural Network

نوون

نرخ نزولی Decay Rate.....

نمونه برداری سوزنی Fine Needle Aspiration....

(FNA)

صاد

صحت Precision

و

واریانس variance

ویژگی feature

ویژگی عملکرد گیرنده Receiver operating.....

characteristic

ف

فنتوتیپ Phenotype.....

فولیکولار کارسینوما Follicular Carcinoma.....

قاف

سرطان فولیکولار Follicular Carcinomas.....

ی

یادگیری عمیق Deep Learning.....

ل

لاپلاسی laplacian.....

Abstract

Thyroid cancer is one of the most common types of cancer in the human body that affects the thyroid gland, which has different types. One of the main ways to diagnose this disease is to use digital slides recorded from a sample of cells. In this way, using the characteristics that cancer cells take on, experts can distinguish them from normal thyroid cells and determine the amount of involvement of the sample in cancer. The aim of this project is to train a model that uses slides to make a diagnosis with high accuracy by using methods based on machine learning and image processing. Since it takes a lot of time for experts to diagnose this cancer in this way, developed model can be a great assistant and help for them.

Keywords: Machine Learning, Image Processing, Thyroid Carcinoma, Malignant, Digital Slide



Sharif University of Technology
Department of Computer Engineering

B.Sc. Thesis

Diagnosis of Thyroid Cancer Using Neural Networks from Cytology Slides

By:

Amir Hossein Mohsen Nezhad

Supervisor:

Dr. Hossein Asadi

Dr. Hamid Rabiee

August 2022