پروژهی چهارم

Sarmeili.f@gmail

Semantic Segmentation with Transfer Learning

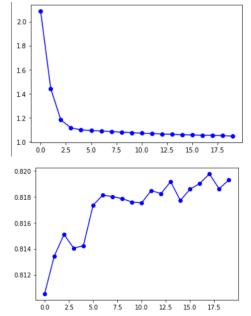
فراز سرميلي

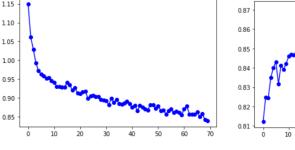
همانطور که میدانیم عکس های بافت شناسیای که به کمک رنگهای هماتوکسیلین و ائوزین نمونه برداری می شوند یکی از مهم ترین تصاویری هستند که در عرصه تشخیص پاتولوژیهای سلولی مورد استفاده قرار میگیرند. شیوه پخش این رنگهای شیمیایی به این گونه میباشد که یکی از آن ها به غشای سلولی که بیشتر حاوی مواد چربی است متصل شده و دیگری به ماده ژنتیکی که در هسته سلول تجمع پیدا کرده متصل می شود. کمپلکسهایی که این ترکیبات شیمایی ایجاد می کنند باعث می شود این دو ناحیه در زیر میکروسکوپ به دو رنگ متفاوت دیده شوند. از روی این تصاویر که کمک نمونه برداری از بافت به خصوصی از بیمار در آزمایشگاه به وجود می آید، به کمک شکل هسته و سلول و موقعیت و تعداد آن ها پزشک می تواند نوع سلول و احتمال وجود سرطان یا دیگر بیماری های مربوط به بافت به خصوصی را تشخیص دهد. دیتاستی که در این پروژه استفاده شده است لیبلهای متفاوتی را شامل می شود که یکی از آن ها که به نوعی جامع تر می باشد شامل تشخیص مکان دقیق هسته ها و نوع سلول با توجه به شکل هسته می باشد که برای این تمرین از این لیبل استفاده شده است.

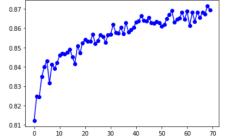
دیتا آگمنتیشن به کمک کراس و به روشی که تا کنون انجام میدادیم یعنی به کمک کلاس ImageDataGenerator در اینجا شاید کارا نباشد به این دلیل که در تسک سگمتیشن ما نیاز داریم که لیبل هم که در واقع در این تسک خود یک تصویر است همپا با دیتاهای ورودی مدل تغییر کنند که این کار با این کلاس شاید شدنی نباشد یا سخت باشد. برای همین معمولا از کتابخانه دیگری به نام imgaug باید استفاده کرد با توجه به سرچی که انجام دادم ولی ترجیح دادم یک بار بدون آگمنتیشن این تسک را انجام بدهم یک بار و اگر ایرادی در ترین شدن مدل بود یا به مسئله اورفیت برخورد کردم از آگمنتیشن استفاده کنم. به طور کلی با توجه به حساس بودن این تسک و جزئیات ریزی که ممکن است در تصاویر وجود داشته باشد باید دقت کنیم که در ابتدا شکل هسته و مورفولوژی سلول در این تسک اهمیت زیادی برخوردار میباشد، برای همین بهتر از شیر کردن یا کشیدن تصویر به طور کلی پرهیز کنیم. به غیر از این مورد باید توجه کنیم که رنگی از صفحه به حواشی عکس مهم هستند پس در حالتی که تصویر را به سمت های مختلف حرکت یا شیفت میدهیم باید دقت به fill_mode دقت کنیم که رنگی از صفحه به حواشی عکس منتقل نشود.

برای این تمرین به علت اشتباهی که داشتم در انجام کد زدن ترنسفر لرنینگ و اینکه حس میکردم مشکل از مدلهایی است که دانلود کردم یا کتاب خانههایی است که از بی که از آن ها استفاده کردم، یک مقدار تعداد مدلها و کتاب خانههایی که در برنامه ام وجود دارد زیاد هستند که البته به کمک تایتلها خود کد ها هاید شدند که از بی نظمی جلوگیری شود ولی مدل اصلی همان اولین مدل است که در سایت کگل برای شناسایی سنگ های روی کره ماه ازش استفاده کردند و مدل را بر روی برنامه شان قرار دادند و من هم به کمک ترنسفر لرنینگ از همان مدل استفاده کردم به این علت که حاشیه و شکل سگمتنیشن آن تسک مشابه تشخیص هسته سلول ها بود.

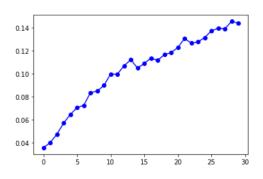
در ابتدا یک لایه کانولوشنی دیگر به انتهای مدل اضافه کردم و ابتدا لایه اخر را ترین کردم که نمودار های لاس و اکیورسی آن را در مقابل میبینیم و سپس کلا مدل را فاین تیون کرده و دقت نهایی را بر روی دیتاست تست امتحان کردیم. لازم به ذکر است که متریک در اینجا پیکسل اکیورسی میباشد و تمامی نمودار ها و دقت نهایی در پایین آورده شده است.

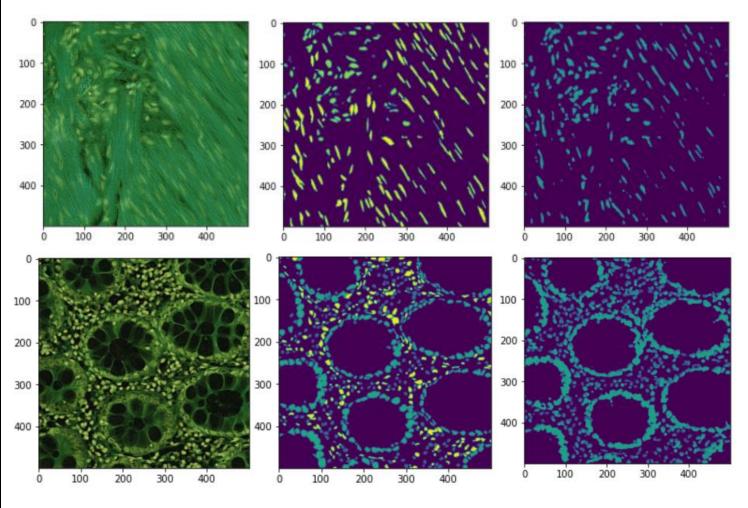






حال شاید تصور کنیم که اکیورسی خوب در اینجا به این معنی است که مدل هم عملکرد خوبی را دارد ولی برای تایید این قضیه باید به سراغ معیارهای دیگری برای ارزیابی مدلمان باشیم. به همین علت بار دیگر مدل را ترین کردم و این بار از دو معیار IoU و MeanloU استفاده کرد. MeanloU تقریبا تغییری نکرد در طول آموزش ولی همانطور که میبینم IoU یک روند افزایشی داشته است ولی همچنان مقدار آن خیلی قابل توجه نمی باشد. با این وجود برای اینکه ببینیم عملکرد مدل به چه شکل است یک بار عکس اصلی به همراه لیبل و به همراه لیبل پردیکت شده را در یک جا میاوریم که در زیر قابل ملاحظه می باشد. (دقت شود سری تصویر اول در پایین یکی از تصاویر دیتاست تست می باشد و ردیف دوم مربوط به ترین می باشد.)

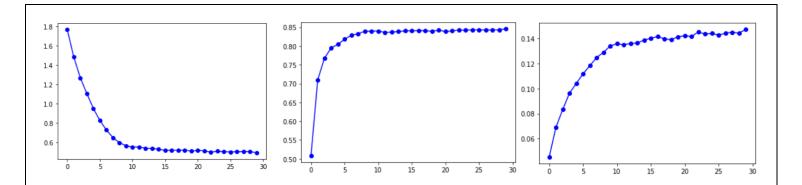




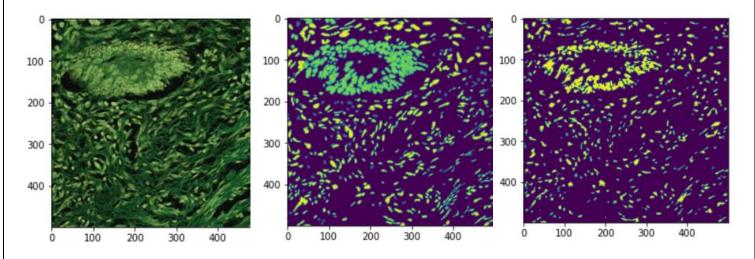
خب همانطور که ملاحظه می کنیم عملکرد مدل شاید مقداری در تشخیص جایگاه خوب عمل کرده باشد ولی در تشخیص کلاس حداقل میتوان گفت که عملکرد چندان مناسبی ندارد. برای اینکه دید بهتری داشته باشیم نسبت به عملکرد مدل بر روی کلاس های مختلف از کانفیوژن ماتریکس بر روی دیتاست تست استفاده می کنیم که در رو به رو مشاهده میکنیم جدول مربوط به آن را. همانطور که مشهود است یک سری از کلاس ها مثل کلاس ۶ و ۷ اصلا عملکرد خوبی ندارند که به نظر می رسد به خاطر کمبود دیتا می باشد. به همین دلیل به سراغ دیتا آگمنتیشن می باشد از می روژه یک پروژه ی سگمنتیشن می باشد از خود کتاب خانه کراس به سختی میتوان استفاده کرد برای این پیش پردازش و به سراغ یکی دیگر

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	147866.0	411.0	2758.0	1222.0	38629.0	585.0	1.0	5.0
1	648.0	82.0	599.0	299.0	3404.0	63.0	1.0	0.0
2	504.0	86.0	808.0	346.0	4074.0	81.0	0.0	0.0
3	333.0	69.0	1613.0	518.0	8965.0	102.0	0.0	0.0
4	628.0	226.0	3552.0	922.0	28475.0	282.0	0.0	20.0
5	59.0	91.0	372.0	82.0	1207.0	12.0	0.0	0.0
6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

از کتاب خانههایی که مخصوص این کار میباشد میرویم و ملاحظاتی که گفته شد در ابتدای گزارش را رعایت میکنیم. در این جا اطلاعات مربوط به مدل پس از استفاده از آگمنتیشن را میبینم.



تصاویری که از مدل گرفته شد این بار میتوان گفت در کلاس های مختلف نیز بد عمل نکرد و در تصاویر خروجی تا حدودی البته با دقت نه چندان زیاد کلاس ها نیز تشخیص داده شدهاند.



با توجه به کانفیوژن ماتریکس که در رو به رو آمده است این بار وضعیت مدل همچنان بهتر از حالات قبلی نشده است و همچنان حداقل در تشخیص کلاس های کم جمعیت مشکل اساسی دارید.

181000.0 2.0 399.0 0.0 10076.0 0.0 0.0 0.0 3328.0 0.0 130.0 0.0 1638.0 0.0 0.0 0.0 2316.0 0.0 0.0 0.0 3462.0 0.0 121.0 0.0 7279.0 0.0 0.0 0.0 4059.0 0.0 262.0 0.0 23186.0 0.0 0.0 0.0 9922.0 0.0 997.0 0.0 277.0 0.0 204.0 0.0 1342.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0

برای آنبالانس بودن این دیتاست اندکی در توضیحات سایت خود دیتا ست آمده است که برای اینکه مقداری عملکرد مدل بهبود پیدا کند کلاس های 5 و 4 یکی کرده و در کلاس سلول های اپیتلیالی و کلاس های 5 و 6 و 7 را در کلاس سلول های spindle shape قرار داده است. به امید اینکه مقداری عملکرد مدل بهتر شود از این روش نیز یکبار استفاده میکنیم.

خب با توجه به دقتی که بر روی دیتاست تست و تصاویر حاصل از مدل میتوان نتیجه گرفت این بار 0.0 دقت و عملکرد مدل به مراتب بهتر از حالات قبلی شده است و عملکرد قابل قبولی بر روی دیتاست ولیدیشن ما دارد.

