

سنجش کیفیت سنگ های گمانه با استفاده از پردازش تصویر گزارش مسابقه تحلیل داده ماین پرابلم یونیدرو

امین رضائی

دانشجوی کارشناسی علوم کامپیوتر دانشگاه صنعتی امیرکبیر

(نام کاربری کوئرا: amin.rezaei)

۲ شهریور ۱۴۰۰

چکیده

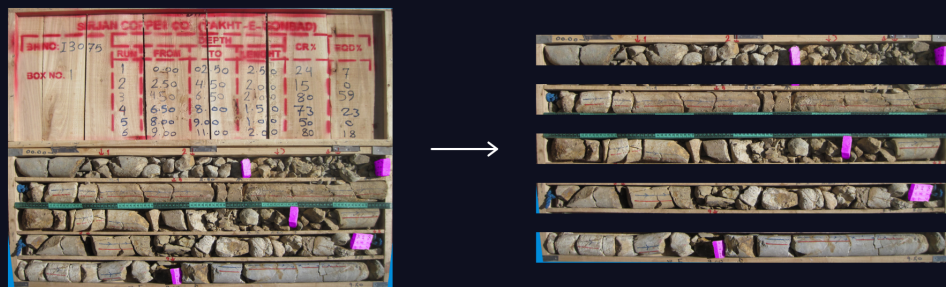
در این گزارش قصد داریم از طریق عکس گمانه ها ، سنجش کیفیت سنگ ها را به صورت اتوماتیک توسط پردازش تصویر حل کنیم و روش حل مسئله را بررسی میکنیم. همچنین تحلیل های مورد نیاز ذکر شده را نیز انجام میدهم.

۱ سنجش کیفیت

از شبکه های عصبی عمیق برای تشخیص اشیاء و آموزش مدلی که قادر به تشخیص سنگ های سالم بزرگتر از ۱۰ سانتی متر و چوب های جدا کننده باشد، استفاده میکنیم. در تسک های تشخیص اشیاء تا مدت زیادی شبکه های عصبی کانولوشنال در صدر بهترین عملکرد بودند. تا اینکه ترنسفورمر ها و مفهوم Attention در [۱] مطرح شد. مدل های ترنسفورمر بیشتر برای تسک های پردازش زبان طبیعی و مدل های زبانی استفاده میشدند تا اینکه تحقیق هایی نشان داد که ترنسفورمر ها در زمینه پردازش تصویر نیز رپرزنتیشن های خوبی را یاد میگیرند و با استفاده از آن فیچر ها در متد های پردازش تصویر میتوان به دقت های بالاتری از مدل های کانولوشنال رسید. مدل Swin Transformer که در [۲] معرفی شد یکی از جدید ترین مدل های ترنسفورمر در زمینه پردازش تصویر است که عملکرد بالا و SoTA را ارائه میدهد. نسخه ای از این مدل را در این پروژه استفاده خواهیم کرد.

۱.۱ آماده سازی دیتا

برای افزایش دقت و دقیق تر کردن داده ها ، ردیف های سنگ را از جعبه ها استخراج میکنیم و لیبیل ها را متناظرا بر اساس عکس های جدید تغییر میدهیم. برای انجام اینکار به دلیل اینکه عکس جعبه ها به صورت محتوا و درب آنها فراهم شده است و جز چند عکس بقیه آنها ۵ ردیف دارند ، ابتدا نصف پایینی عکس کراپ و انتخاب میشود و سپس به ۵ یا ۶ قسمت مساوی (تشخیص با جداسازی استثناء ها) بر اساس تعداد ردیف تقسیم میشوند تا دادگان جدید به دست بیاید. موقع تست نیز از همین روش استفاده و سپس سنگ ها و چوب ها شناسایی میشوند. البته میتوان به سادگی مدل سبکی را آموزش داد تا ردیف های سنگ را به صورت خودکار با کمترین خطا تشخیص دهد تا با جعبه های تعداد ردیف متفاوت نیز عملکرد مدل بی نقص و بدون نیاز به دانستن تعداد ردیف باشد که بخاطر محدودیت زمانی اقدام به پیاده سازی آن نشده است.

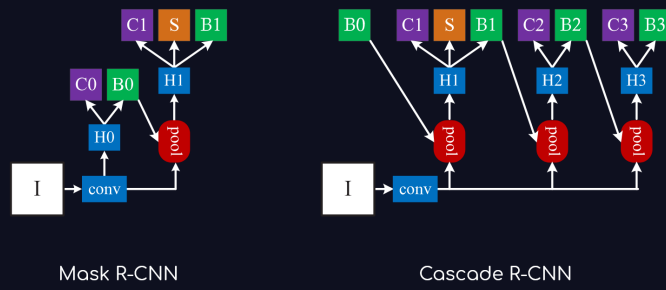


تصویر ۱: نمونه تبدیل عکس داده آموزشی به داده های جدید

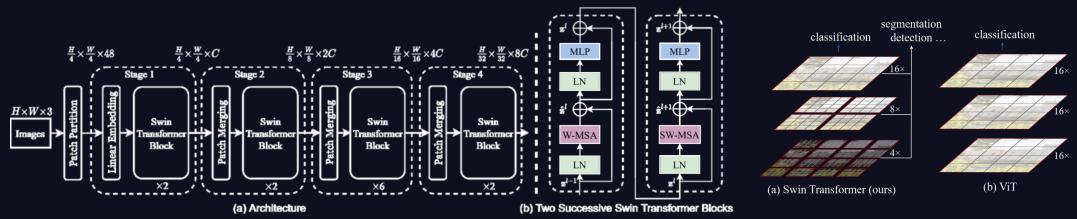
همچنین مجموعه داده جدید به فرمت تعریفی دیتاست COCO تبدیل میشود تا به راحتی بتوان مدل های مختلفی را روی آن ترین کرد و معیار و متریک های مختلف دقت را روی نتایج مدل اندازه گیری و ولیدیت کرد.

۲.۱ انتخاب مدل

از نسخه Base مدل Swin Transformer بعنوان backbone و از Cascade Mask R-CNN [۳] بعنوان متد و هد مدل برای تشخیص اشیاء استفاده میکنیم. این مدل ۱۴۵ میلیون پارامتر دارد.



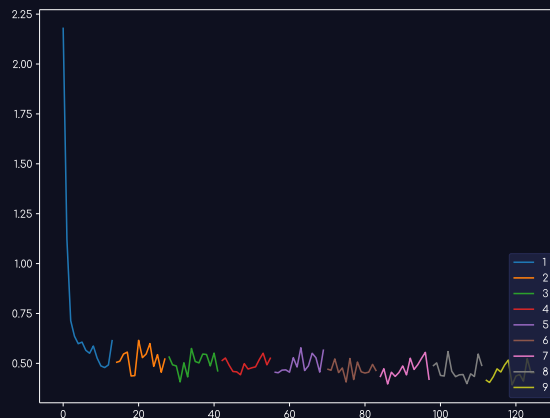
تصویر ۲: تفاوت هد های Mask R-CNN با Cascade R-CNN



تصویر ۳: Swin Transformer

۳.۱ آموزش مدل

مدل با بهینه ساز AdamW طی ۱۰ اپاک آموزش داده میشود و طبق معیار های ولیدیشن بهترین آنها انتخاب میشود. از پیاده سازی [۴] استفاده شده است. همچنین از چک پوینت وزن های آموزش دیده شده روی ImageNet-1K یادگیری شروع میشود تا روند تسریع یابد.



تصویر ۴: روند یادگیری مدل



تصویر ۵: دقت مدل بر اساس معیار mAP در هر ایپاک

مشاهده میکنیم که در ایپاک ۸ به box mAP مقدار ۵۱ رسیده ایم که بهترین عملکرد است و چک پوینتی است که از آن استفاده خواهیم کرد

محاسبه RQD بعد از بدست آوردن جعبه ها شروع به دست آوردن تعداد ران ها و محاسبه طول سنگ ها و فیلتر کردن سنگ های کوچکتر از ۱۰ سانتی متر کرده و در نهایت RQD را برای آنها محاسبه میکنیم

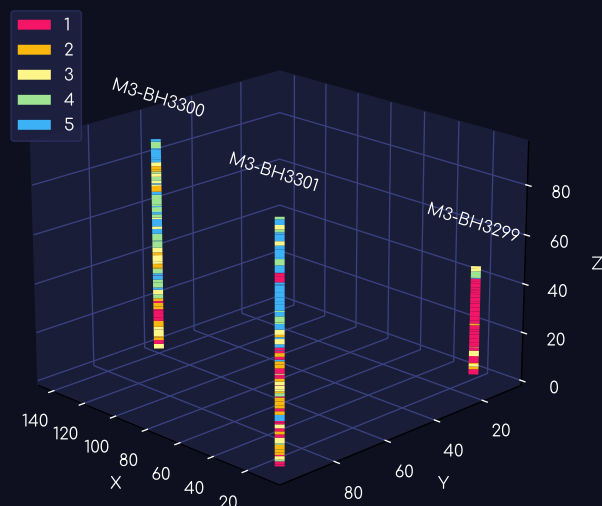


تصویر ۶: یک نمونه از خروجی عملکرد مدل

۲ تحلیل داده

۱.۲ سوال اول

نمودار رسم شده با داده ها به صورت زیر است:



تصویر ۷: نمودار سه بعدی گمانه ها

عمق سنگ های سالم با توجه به این که در عمق های پایینتر احتمال یافتن سنگ های سالم تر بیشتر است (عدم اکسیده شدن در مقابل هوا) ، میتوان با استفاده از نمودار حدس زد که احتمال یافتن سنگ های بدون هیچ هوازدگی از عمق ۵۵ متر و به بالا بیشتر میشود و در اکثر گمانه ها به سنگ های با کیفیت میرسیم. همچنین با محاسبه میانگین From برای سنگ های با گروه RQD برابر با ۵ ، به عمق ۶۲ میرسیم.

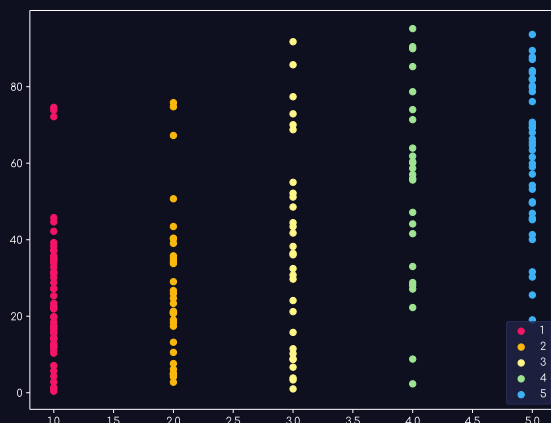
۲.۲ سوال دوم

مقادیر مربوطه را محاسبه میکنیم ۳ تست عادی و یک تست ویژوال انجام میدهم.

محاسبه ضریب همبستگی Pearson به مقدار 0.580 میرسیم که نشان دهنده همبستگی نسبتاً خوب این دو متغیر است. این ضریب همبستگی خطی را پوشش میدهد.

محاسبه ضریب همبستگی Spearman به مقدار 0.558 میرسیم که این هم نیز نشان دهنده همبستگی نسبتاً خوب این دو متغیر است. این ضریب همبستگی غیرخطی را هم نیز پوشش میدهد.

رگرسیون خطی یک مدل رگرسیون خطی آموزش می‌دهیم و آزمون فرض انجام می‌دهیم که آیا هیچ ارتباط خطی ای بین این دو متغیر وجود ندارد (صفر بودن شیب خط) ؟ با محاسبه به مقدار t -score مقدار 9.509 می‌رسیم که non-significant هست و فرض ارتباط خطی نداشتن رد می‌شود.



تصویر ۸: نمودار میانگین عمق با RQD

رسم نمودار با بررسی نمودار متوجه می‌شویم که با عمیق تر شدن چگالی ستون‌های مربوط به گروه‌های با کیفیت بیشتر می‌شود، همچنین تست رگرسیون و ضریب‌های همبستگی نیز نشان‌دهنده وجود رابطه خوبی بین این دو متغیر هستند. که به صورت خیلی ساده به شکل اینکه با افزایش میانگین کیفیت سنگ‌ها افزایش می‌یابد قابل بیان است. همچنین می‌توان با محاسبه مقادیر و مدل‌سازی و ولیدیشن به حداکثر دقت قابل دستیابی از این رابطه رسید.

References

- [1] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need, 2017.
- [2] Ze Liu, Yutong Lin, Yue Cao, Han Hu, Yixuan Wei, Zheng Zhang, Stephen Lin, and Baining Guo. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows, 2021.
- [3] Zhaowei Cai and Nuno Vasconcelos. Cascade r-cnn: High quality object detection and instance segmentation, 2019.
- [4] Swin Transformer Implementation. <https://github.com/SwinTransformer/Swin-Transformer-Object-Detection>.