進捗報告

1 今週やったこと

- AROB journal 用の追加実験
- 今後の研究方針の検討

2 今週の収穫

2.1 AROB journal 用の追加実験

先週お話していた PointNet と CNN を組み合わせたモデルで識別をする, という追加実験をした. 図 1 にモデルの概要図を示す.

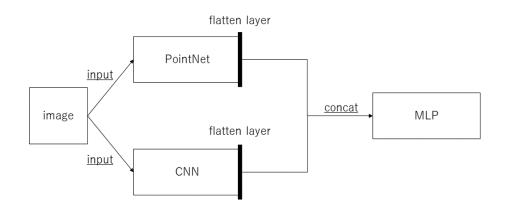


図 1: モデルの概要図

なお本実験では PointNet の次元数が 256 次元, CNN の次元数が 25,088 次元で concat 後の次元数が 25,344 次元であった. またこのとき使用した PointNet のテスト識別率は 0.60, CNN のテスト識別率は 0.56 であった. 表 1 に MLP の実験パラメータを示す.

このときのテスト識別率は 0.58 となった. この結果であれば正直 PointNet をそのまま使うほうが結果は良い. PointNet よりも CNN からの情報が圧倒的に多いことが原因かもしれない. MLP をもう少し改良すれば識別率の向上は見込めるかもしれない.

衣 I: 夫駅ハフメータ (MLP)	
層数	3
最適化関数	Adam
学習率	1.0×10^{-4}
損失関数	Categorical Cross Entropy
エポック数	100
バッチサイズ	6

表 1: 実験パラメータ (MLP)

2.2 今後の研究方針の検討

今後の研究方針として現在検討しているのが以下の二つである.

- 複数の星座が写っている場合の星座識別
- 星座に適した編集方法の提案

前期では一つ目の複数の星座が写っている場合の星座識別に取り組もうと考えている。手法としては SSD, YOLO のほかに PointNet にもセグメンテーション機能が備わっているため、それを使うことができると考えている。また調べていくうちに Attention を用いた物体検出手法である DETR (DEtection with TRansformers) というものも見つけた。 図 2 にモデルの概要図を示す。

まだ論文を読めていないので詳しくは不明であるが同じような物体候補領域を予測してしまう・候補領域をある程度設定しておく必要がある物体検出タスクにおいて、Attention を導入することでそのような事前・事後処理の必要ない学習を可能にしたモデルであり、精度も従来の Faster RCNN を上回る結果を出しているようである.

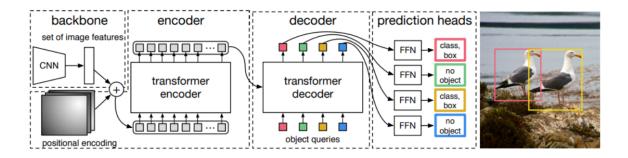
この DETR を星座検出用に構築しなおすことで高精度に複数の星座を検出することが可能になるかもしれない.

3 今後の方針

AROB journal を完成させる. 追加実験の MLP を改良しつつ, 複数の星座識別の方法についても考えていく.

参考文献

[1] Carion, N., Massa, F., Synnaeve, G., Usunier, N., Kirillov, A., & Zagoruyko, S. (2020). End-to-End Object Detection with Transformers. *ArXiv*, abs/2005.12872.



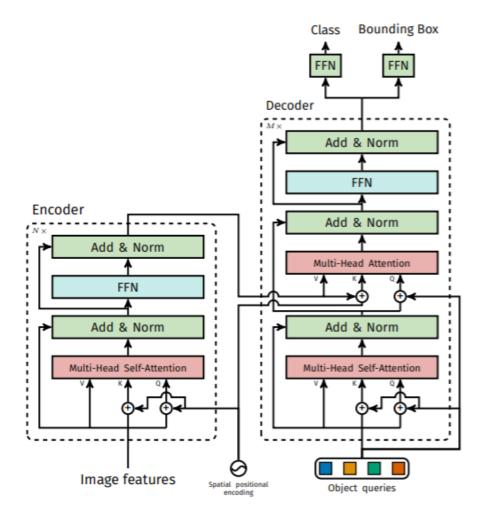


図 2: DETR の概要図 (論文 [1] より引用)