

ラベル境界線を利用した距離学習の点群モデルへの適応

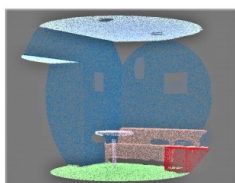
金沢工業大学大学院 工学研究科 情報工学専攻
中沢研究室 小原裕輝

研究背景

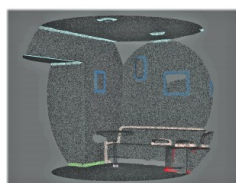
- 近年、深層学習モデルのセグメンテーション関連のタスクにおいて、ラベルの境界線を利用した学習方法もしくはモデルが提案されている。
- ラベルの境界線情報をセマンティックセグメンテーションタスクに組み込むための専用のモデルを提案し、良好な結果を得たという報告がいくつか上がっている。
- 画像処理を中心として境界線を利用した深層学習手法が提案されているが、今年になって深層点群学習モデルでも境界線情報を利用した手法が提案されており、その有効性が示されている。



入力点群
画像はJSENet[1]より



セグメンテーション
の点群



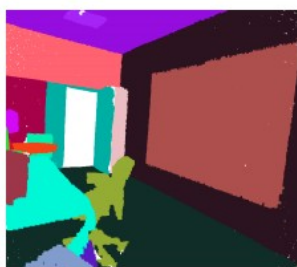
セグメンテーションの
境界線点群

研究目的

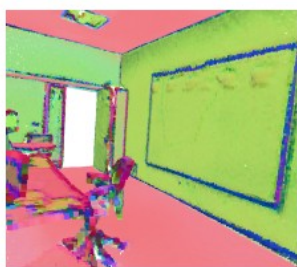
- これらの手法は、ラベルの境界線という予測が非常に難しい箇所に焦点を当ててモデルの学習を行っている。
- 上記の手法の殆どは、専用のモジュールを用いて有効性を示している。
- しかし、専用モジュールを用いる方法は他のタスクやモデルに使用するとすると、**モデルにパラメータを追加しなければならない、専用モジュールを取り付けたいモデルと整合性を取らなければならない**などの問題がある。これでは、境界線に焦点を当てた学習の恩恵を簡単に得づらい。
- 本研究では、これらの専用モジュールを使わずとも、**ラベルの境界線に着目するような損失を得るだけでも、改善効果があるかどうか実験する。**
- 具体的には、Oversegmentationタスクで提案された距離学習の損失関数[2]を semantic&instance segmentationタスクの点群深層学習モデルに使用する。

先行研究

- 本研究では、境界線に着目するための損失関数としてLoicらのcontrastive loss[2](以下CL)を使用する。
- この損失は、モデルから出力された点の埋め込みをXYZ空間上で隣合う点の埋め込みと照らし合わせてその埋め込みを遠ざけるor近づけるという学習を行う。
- このとき、遠ざける学習(L_inter)はオブジェクト間の境界線付近で学習を行うため、これを境界線に着目した学習方法と見ることができる。



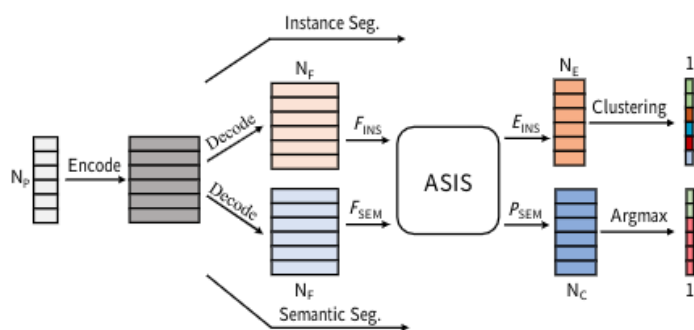
セグメンテーションの点群



埋め込みの点群

実験に使用する手法の全体像

- 実験に使用するモデルであるASISは下図の通り。
- ASISは2つの出力を持つように設計されている。
 - Instance Seg. ブランチ: このブランチでは、5次元の埋め込みを出力するようになっている。インスタンスラベルは、埋め込みに対してMeanShiftクラスタリングを適応することで得られる。
 - Semantic Seg. ブランチ: このブランチでは、セマンティックセグメンテーションのラベルを出力するようになっている。
- 実験にはS3DIS[4]を使用する。
- Instance Seg. ブランチに対して、もともと使われている損失(以下DL)と、CLのL_interを使用して訓練し、通常のASISの結果と見比べる。



結果

- セマンティックセグメンテーション(Sem.Seg.)とインスタンスセグメンテーション(Ins.Seg.)の結果は以下の通り。
- セマンティックセグメンテーションの評価指標は全体的に伸びたものの、インスタンスセグメンテーションの指標は下がった。
- 特に平均適合率(mPrec)は7.1%も値が下がっている。
- ただし、インスタンスセグメンテーション結果の視覚化では、同じセマンティックセグメンテーションのオブジェクトが隣接しているインスタンスでも、**境界線が多ければDLだけのときよりも分割がうまくできているように見えるものもあった。**
- 今後は、試行回数を増やして本当に効果があるのか確認する。

Sem.Seg.	mIoU	mACC	oACC
DL	53.4	60.9	86.9
DL+L_inter	54.3	62.6	87.1

Ins.Seg.	mRec	mPrec	mCov	mWCov
DL	42.4	55.3	44.6	47.8
DL+L_inter	41.1	48.2	44.8	47.6

参考文献

- Z. Hu, M. Zhen, X. Bai, H. Fu, C. Tai. JSENet: Joint Semantic Segmentation and Edge Detection Network for 3D Point Clouds. ECCV 2020.
- Loic Landrieu, Mohamed Boussaha. Point Cloud Oversegmentation with Graph-Structured Deep Metric Learning. CVPR 2019.
- Bert De Brabandere, Davy Neven, Luc Van Gool. Semantic Instance Segmentation with a Discriminative Loss Function. CVPR WS 2017.
- I. Armeni, O. Sener, A. R. Zamir, H. Jiang, I. Brilakis, M. Fischer, and S. Savarese. 3d semantic parsing of large-scale indoor spaces.

ラベル境界線を利用した距離学習の点群モデルへの適応

金沢工業大学大学院 工学研究科 情報工学専攻
中沢研究室 小原裕輝

研究背景の補足

- **セマンティックセグメンテーション(以下Sem.Seg.)**
このタスクは、入力されたデータ(点群)に対してその要素ごと(点群の点)にクラスラベルを割りあてるタスクである。
CV全般で扱われており、自動運転車やロボットが周りの状況を把握するのによく使われる。
- **インスタンスセグメンテーション(以下Ins.Seg.)**
このタスクは、Sem.Seg.と同じく要素に対してラベルを割り振るが、こちらはクラスラベルではなくオブジェクトごとのラベルを割り振る。こちらはセマンティックセグメンテーションと違い、オブジェクト単位の分割が可能である。

Sem.Seg.とIns.Seg.の違いの例:

椅子が複数ある場合、

- ・ Sem.Seg.はすべての椅子に椅子のラベルを割り当てる。
- ・ Ins.Seg.は各椅子に1, 2, 3....というような椅子ごとのラベルを割りあてる。



セマンティックセグメンテーションの点群



インスタンスセグメンテーションの点群

先行研究

- 本研究では、境界線に着目するための損失関数としてLoicらのcontrastive loss[2](以下CL)を使用する。
- このCLは、特徴量空間ではなくXYZ座標上の近傍に対して損失がかけられる。
- 下の図より、白点をp、赤と青点をpのXYZ座標上の近傍点P、赤点がpと同じラベル、青点がpと違うラベルであるとき、損失は以下の2通りで得られる。
 - pと同じラベルである赤点は、pの埋め込みとの距離を近づけるようにする。この距離による損失を L_{intra} とする。
 - pと違うラベルである青点は、pの埋め込みとの距離を遠ざけるようにする。この距離による損失を L_{inter} とする。
- L_{inter} は、隣接する点のラベルと一致しない場合、損失が生じるため、これをラベル境界線に対する損失と見ることができる。



- 一方、semantic&instance segmentationタスクを行うモデルでは、よくインスタンスラベルの予測に距離学習が使用されている。この損失には、Discriminative Loss[3](以下DL)が使われている。本実験では、この損失を用いたモデルであるASIS[3]を使用する。

参考文献

1. Z. Hu, M. Zhen, X. Bai, H. Fu, C. Tai. JSENet: Joint Semantic Segmentation and Edge Detection Network for 3D Point Clouds. ECCV 2020.
2. Loic Landrieu, Mohamed Boussaha. Point Cloud Oversegmentation with Graph-Structured Deep Metric Learning. CVPR 2019.
3. Bert De Brabandere, Davy Neven, Luc Van Gool. Semantic Instance Segmentation with a Discriminative Loss Function. CVPR WS 2017.
4. I. Armeni, O. Sener, A. R. Zamir, H. Jiang, I. Brilakis, M. Fischer, and S. Savarese. 3d semantic parsing of large-scale indoor spaces.