

## 1.はじめに

SPAD 型 LiDAR は、高密度な点群を取得できるため、従来のレーザスキャナ型 LiDAR の弱点である垂直方向の解像度の限界を克服している。しかしながら、原理的な問題で、実際の物体の形状と異なる形状が取得されるフレアが発生する。これは、本来存在しない障害物の誤椔を誘発することになり、自動運転では事故の危険につながる。本研究では、セマンティックセグメンテーションによるフレア検出を実現する。

## 2.フレアの発生現象と課題

フレアは、高密度点群の取得過程で、発光素子と受光素子のミスマッチに起因し、実際の物体の形状と異なる形状が発生する現象である。フレアが発生した時の Ambient 画像と点群のマスク画像を図 1 に示す。図 1(a) では赤枠で囲む領域のようにフレアが発生していないのに対し、図 1(b) ではフレアが発生している。

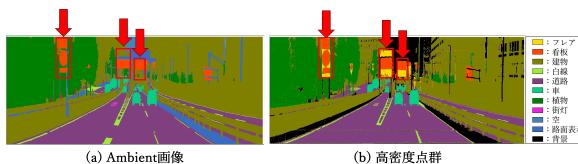


図 1: Ambient 画像とフレアが発生した点群の比較

セマンティックセグメンテーションの学習では、画像中の大きな範囲を占めるクラスを優先して学習する傾向がある。そのため、フレアのように占める割合が低いクラスの精度は低くなる。そこで、フレアの検出に反射強度が有効であるかを調査する。反射強度の可視化結果を図 2 に示す。図 2(a) より、看板領域では反射強度が高い数値で観測される一方で、フレア領域では反射強度が低い傾向にあることが確認できる。この結果から、フレアと実物体との間に反射強度に明確な差が存在し、フレア検出において反射強度情報が重要であると考えられる。

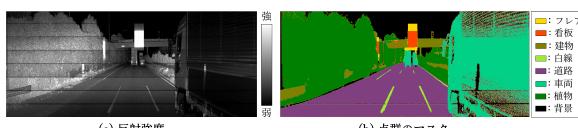


図 2: 反射強度の可視化

## 3.提案手法

提案手法の全体構造を図 3 に示す。高密度点群（1 サンプルあたり約 60 万点）は、従来の点群と比較して、1 サンプルあたりに含まれる点数が約 20 倍と非常に多く、直接セマンティックセグメンテーションを適用することは計算コストの観点から困難である。そこで高密度点群を、解像度  $512 \times 1200$  ピクセルの画像形式に変換する。具体的には、各点の三次元座標を画像の RGB チャンネルに対応させ、疑似的なカラー画像を生成する。これにより、2 次元畳み込み処理による CNN モデルでの学習が可能となる。さらに、前述の事前調査に基づいて、点群から生成した疑似画像に各点における反射強度をチャンネル方向に追加した 4 チャンネル画像を入力として用いる。

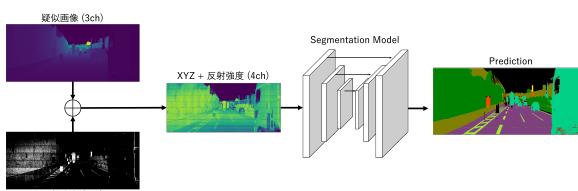


図 3: 提案手法の概要

## 4.評価実験

提案手法におけるフレア検出の有効性を検証する。ここで、疑似画像のみ、反射強度のみを入力する手法をベースラインとする。データセットには、フレアが含まれる独自の高密度点群データセットを使用する。データセットは高速道路や市街地の走行シーンから取得した、全 41 シーン、6,400 フレームで構成される。これを学習用に 4,100 フレーム、検証用に 1,900 フレーム、評価用に 400 フレームに分割する。

### 4.1. 実験条件

セグメンテーションを行うベースモデルとして、Feature Pyramid Network(FPN)[1]を用いる。学習条件として、エポック数を 50、学習率を 0.001、損失関数は Cross Entropy と、不均衡なクラス分布に対応した Focal Loss とで比較を行う。評価指標として mIoU、フレアクラスの IoU を用いる。

### 4.2. 定量的評価

定量的評価結果を表 1 に示す。表 1 より、疑似画像と反射強度の場合の mIoU は Focal Loss で 0.5965 と疑似画像のみの場合より 7.52pt、反射強度のみの場合より 1.61pt 向上した。また、フレアクラスの IoU は Focal Loss で 0.2210 と疑似画像のみの場合より 12.52pt、反射強度のみの場合より 1.61pt 向上した。これより、疑似画像と反射強度がフレアの検出に有効であることがわかった。

表 1: 定量的評価

疑似画像	反射強度	損失関数	mIoU↑	Flare-IoU↑
✓		Cross Entropy	0.4788	0.1109
✓		Focal Loss	0.5213	0.1089
✓	✓	Cross Entropy	0.4865	0.2132
✓	✓	Focal Loss	0.5645	0.2049
✓	✓	Cross Entropy	0.5000	<b>0.2341</b>
✓	✓	Focal Loss	<b>0.5965</b>	0.2210

### 4.3. 定性的評価

提案手法および疑似画像のみを入力する場合の定性的評価を図 4 に示す。図 4(c) より、ベースラインではフレアと看板の領域の境界が曖昧になっている。一方で図 4(d) より、反射強度の入力によってフレアと看板の境界識別が正しくなったことが確認できる。

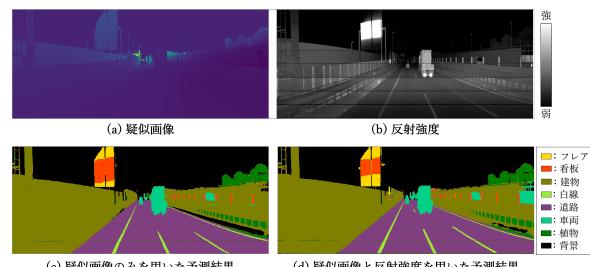


図 4: モデルの定性的評価

## 5.おわりに

本研究では、高密度点群の取得時に発生するフレアの検出を実現するため、疑似画像と反射強度を活用したセマンティックセグメンテーションを提案した。実験結果より、反射強度の入力により点群のフレア検出を実現した。今後はよりフレア検出に適したモデルの選定や、時系列の考慮による効果についての検証を行う予定である。

## 参考文献

- [1] A.kirillov, et al., “Panoptic Feature Pyramid Networks”, CVPR, 2019.