

## 1. はじめに

自然災害の増加に伴い、落雷によって風力発電に用いられる風車のブレード破損などの被害が多発している。落雷発生時に風車を停止させると、風車への落雷があったかどうか現場確認をしなければならない。そのため、再開まで時間を要するという問題がある。そこで、カメラ画像から風車への落雷を自動検知し、最小限の現場確認による効率化が期待されている。本研究では、雷は方向や長さが一定ではないため、セマンティックセグメンテーションを用いて落雷を検出する。セマンティックセグメンテーションの学習には、教師データが必要であり、そのデータのラベル付けは手動で付与するためコストが高くなる。そこで本研究では、二値化処理と Segment Anything (SAM) を用いた低コストで生成したラベルを用いた半教師あり学習手法を提案する。

## 2. 半教師あり学習

半教師あり学習とは、少量の教師ありデータと大量の教師なしデータを併用して学習する方法である。代表的な手法として UniMatch[1] がある。UniMatch は、生成ラベルを含む教師ありデータの元画像に対して出力した確率分布と、教師データとの損失を計算する。また、弱い摂動を付与した教師なしデータに対して出力した確率分布の最も高いクラス確率が閾値を超えたものを擬似ラベルとして使用する。まず、二種類の強い摂動を付与した教師なしデータに対して出力した確率分布と、擬似ラベルとの損失をそれぞれ計算する。次に、弱い摂動を付与した教師なしデータに対してドロップアウトして出力した確率分布と、擬似ラベルとの損失を計算する。これら 4 つの損失をもとに学習を行う。UniMatch では、弱い摂動に左右反転、リサイズ、クロップを、強い摂動に CutMix、色変換、ぼかし、グレースケールを用いられる。

## 3. 提案手法

本研究では、二値化と SAM を用いて教師データのラベルを生成することで、ラベル付与のコストを削減する。この生成ラベルを付与した教師データと、大量の教師なしデータを用いて半教師あり学習を行う。

### 3.1. 生成ラベルの作成

ラベルなしデータに対して最適な閾値処理により二値化を施す。この結果を目視で確認し、雷領域が正しければ生成ラベルとする。雷領域が正しくない場合は、SAM を使用して雷領域をセグメンテーションした結果を生成ラベルとする。本研究では、雷領域の外接・矩形をプロンプトとして手動で SAM に与えてセグメンテーションする。生成ラベル作成の流れを図 1 に示す。

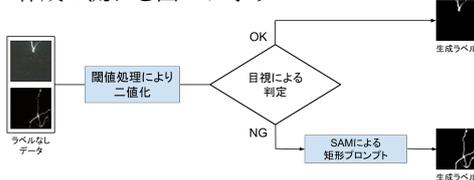


図 1: 生成ラベル作成の流れ

### 3.2. 提案手法の学習の流れ

提案手法の学習の流れを図 2 に示す。作成した生成ラベルはラベルありデータとして使用する。ラベルありデータに対して、モデルが出力した確率分布と教師データとの間で損失を計算する教師あり学習を行う。ラベルなしデータに対しては、モデルが予測した確率分布から擬似ラベルを生成し、この擬似ラベルと UniMatch で出力した三つの異なる確率分布との間でそれぞれ損失を計算する教師なし学習を行う。

## 4. 評価実験

二値化や SAM による生成ラベルを用いた半教師ありセマンティックセグメンテーションの有効性を検証する。

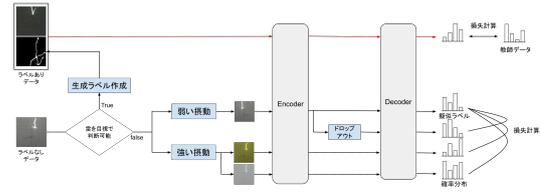


図 2: 提案手法の学習の流れ

### 4.1. 実験概要

本実験では、教師ありデータとして学習用に 57 枚、評価用に 40 枚の計 97 枚、教師なしデータとして 9369 枚、教師なしデータとは別のデータで作成した生成ラベルデータ 500 枚を用いる。生成ラベルを作成する際の二値化の閾値を 142、教師なし学習で最も高いクラス確率が閾値 0.95 を超えたものを擬似ラベルとして使用する。画像サイズは 256 × 256 ピクセル、Encoder・Decoder モデルは DeepLabv3+、学習回数は 80epoch、評価指標は mIoU とする。強い摂動に色変換とグレースケールを使用する。

### 4.2. 実験結果

定量的評価を表 1 に示す。定量的評価より、生成ラベルを使用しない場合と比較すると、二値化と SAM で作成した生成ラベルを使用した場合に精度が向上した。また、二値化と SAM で作成した生成ラベルを用いた教師あり学習と半教師あり学習を比較すると、0.88pt 精度の向上を確認した。これにより、二値化と SAM で作成した高品質な生成ラベルと大量のラベルなしデータを使用することで、十分な学習が可能となり、精度向上を実現した。

表 1: 定量的評価 [%]

	生成ラベル			lightning	another	mIoU
	なし	二値化	SAM			
教師あり学習	✓			71.70	99.48	85.59
		✓		68.96	99.42	84.19
			✓	71.88	99.48	85.68
半教師あり学習	✓			66.76	99.41	83.08
		✓		66.71	99.38	83.05
			✓	<b>72.76</b>	<b>99.50</b>	<b>86.13</b>

定性的評価を図 3 に示す。定性的評価より、二値化と SAM で作成した生成ラベルを用いた半教師あり学習が、より正確な雷道のセグメンテーション結果であることがわかる。

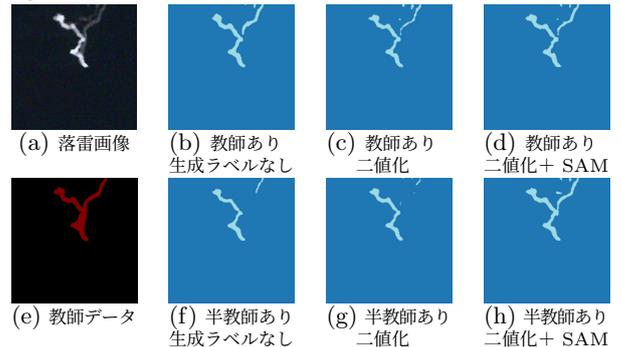


図 3: 定性的評価

## 5. おわりに

本研究では、二値化処理と SAM を用いて低コストでラベル付与を行い、作成した生成ラベルの有効性を示した。二値化と SAM で作成した生成ラベルを用いた場合、教師あり学習と比較して半教師あり学習することで精度を向上させることができた。今後は、さらなる精度向上について検討する予定である。

## 参考文献

- [1] L. Yang et al., “Revisiting Weak-to-Strong Consistency in Semi-Supervised Semantic Segmentation”, CVPR, 2023.
- [2] A. Kirillov et al., “Segment Anything”, ICCV, 2023.