

## 疑似ラベルを用いた遠赤外線画像からの物体検出

B4 加藤 達也

### 1 研究背景および目的

- 背景：完全自動運転の実用化に向けて技術の開発が進められており、その為に車載カメラ画像からの物体検出は重要な要素技術である。可視光画像からの物体検出は天候や時間帯によって精度が低下するので、その解決策として遠赤外線からの物体検出手法を考える。
- 課題:遠赤外線画像のデータセットは可視光画像のデータセットと比較して数が少ない。
- 目的：遠赤外線画像を入力として低照度下でも安定的に動作する検出モデルを構築する。また、RGB画像に適応して得た検出領域を教師とするドメイン適応を用いて、遠赤外線領域における検出モデルを構築する。それらに加えて、データ拡張と損失関数の実装によって、より精度の高い検出モデルを構築する。



図 1: RGB 画像

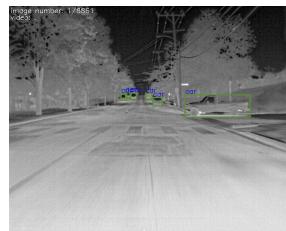
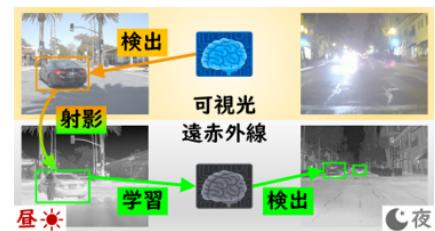


図 2: FIR 画像



### 2 これまでの研究のまとめ

#### 2.1 データセットの更新

- FLIR\_ADAS\_v1 に加え新たなデータセットとして FLIR\_ADAS\_v2 とそれらを合わせた FLIR\_ADAS\_v1+v2 を作成した
- v2 では解像度・視野の補正、アノテーションの変換を行っているので、v1 から画像の枚数は減ってしまったが、信頼性の高いデータが含まれている。結果として、v2 は score のグラフが右に移動している。(図 4、図 5)
- v1 と v2 では含まれる car と person のアノテーションの数やそれぞれの大きさの個数が異なるので、学習や検出結果で異なる特性を持つ。
- v1+v2 では画像のサイズが異なることから射影変換行列の切り替えが必要となる。実質現在は v1 のみがデータとして有意にはたらいている。

category_id	Small	Medium	Large	Total
person	1762	2784	363	4909
car	5611	6425	1417	13453
all	7373	9209	1780	18362

表 1: v1(sam2 整形後の annotation の数)

category_id	Small	Medium	Large	Total
person	452	551	23	1026
car	951	1121	350	2422
all	1403	1672	373	3448

表 2: v2(sam2 整形後の annotation の数)

#### 2.2 損失関数の変更

- 従来手法ではクラス、オブジェクトに対して BCELoss が使用されていた、bbox には IoULoss が使用されていた。
- person のデータ数が少ない、また車と比べて検出精度が低いことからクラス不均衡に対して効果的に作用する FocalLoss に変更。
- bbox は CIoULoss に変更した。

### 3 前回の LT からの進捗

- v1 から v2 へのデータセットの更新という形ではなく、v1+v2 でデータセットの拡張を図る方針に変更した。
- 谷本手法 (v1) では、日中に撮影された RGB と FIR で対応する画像が 4358 枚存在しており、それぞれ同じファイル名で一致させることで対応付けをしている。
- この形式で v2 の画像も対応する RGB と FIR を同じファイル名にして対応付けを行った。
- 画像データの枚数が多いのでまだ実験終わってないです。

### 4 今後の課題&スケジュール

- v1+v2 の精度が確認でき次第、v1,v2 の精度との比較を行う。
- 損失関数に関する理解を深め、より良い検出精度を目指す。できれば独自の計算で損失関数を作成したい。

### 参考文献

- [1] Tsung-Yi Lin, Priya Goyal, Ross Girshick, Kaiming He, Piotr Dollár Focal Loss for Dense Object Detection (7 Feb 2018)
- [2] Zheng Ge, Songtao Liu, Feng Wang, Zeming Li, Jian Sun YOLOX: Exceeding YOLO Series in 2021 (6 Aug 2021)

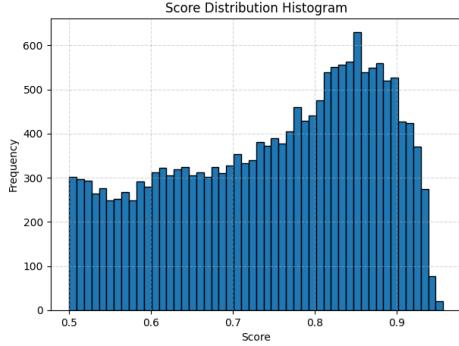


図 4: v1 のアノテーションの各スコア

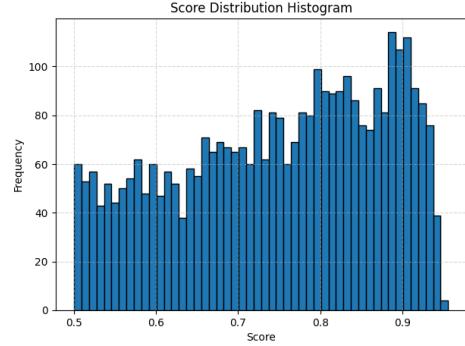


図 5: v2 のアノテーションの各スコア