

## 防災分野へのディープラーニングの適用に関する検討

## - 火災および煙の検知 -

## Examination of application of deep learning to the disaster management field.

## - Flame and smoke detection -

○中村幸太<sup>1</sup>, 門馬英一郎<sup>2</sup>, 小野隆<sup>2</sup>, 中村嘉夫<sup>3</sup>\*Kota Nakamura<sup>1</sup>, Eiichiro Momma<sup>2</sup>, Takashi Ono<sup>2</sup>, Yoshio Nakamura<sup>3</sup>

Abstract: The purpose of this study is to detect the smoke of the initial fire from the moving image. In this paper, in order to examine the appropriateness of processing and learning at the time of detection, we compared the accuracy by processing the learning data and verified the elimination of false positives at the time of detection.

本研究はカメラによって撮影された動画像から初期火災の検知及び学習が適切に行われているかの確認を目的としている。カメラでの検知には機械学習[1]を用いるため、検出過程の処理を人間にわかりやすい形で表現する必要がある。

今回は、学習データの改良、信頼度の積算による発報と誤検知の排除、判断根拠の可視化について検討した。

学習データの改良については、アノテーションの面積を1/2, 1/4に狭めた学習データを作成し、煙と背景の境界を狭めた学習を行った。

テストは9つの火災実験の動画で行った。信頼度0.1以上の場合を検出、検出の枠に煙がない場合は誤検知とする。検出がない場合、無検知とする。また、棚などの縦のエッジが多く煙のない室内動画についても本手法による検出を行い、検出された場合には、誤検知としてをカウントする。

その結果、入力サイズが大きいと誤検知数が減るが、アノテーションの面積を狭めすぎると誤検知が増加する結果となった。これは、アノテーション内全体に煙が映っているため、煙の形状の学習がされず、煙の情報量が不足していたことが原因であると考えられる。

次に、正しい検知と誤検知を分ける手法として、それぞれの信頼度の時間的変化が異なると考え、信頼度を積算した値が閾値を超えた場合に発報する方法を検討した。その結果、誤検知の排除は可能であったが、閾値等のパラメータには基準が必要と考えている。

次に検出結果の検討として、特徴マップとLIME[2]による判断根拠の可視化を行った。特徴マップは3つのテンソルの平均値の一番高いマップを求めた。LIMEでは、光のフレアへの反応や、エッジ部分への反応等、差があることが分かった。また、煙とビニールの結果を見ると酷似している。このビニールの結果がどの重みでも同様であることから、他の情報を付加する必要があると考えている。



(a) original image



(b) result

Figure.1. Examples of LIME results

以上の検討より、アノテーション及び入力サイズを変更することにより誤検知が減少することが示された。

また、LIMEの結果から煙検知と誤検知で検出の傾向が似ていることが分かる。今後は、誤検知した物体をどのように排除するかが課題となる。

## 参考文献

[1] Joseph Redmon, Ali Farhadi : “YOLOv3: An Incremental Improvement”, arXiv:1804.02767v1 [cs.CV] 8 Apr 2018.

[2] Marco Tulio Ribeiro, Sameer Singh, and Carlos Guestrin : ““Why Should I Trust You?” Explaining the Predictions of Any Classifier”, arXiv:1602.04938v3 [cs.LG] 9 Aug 2016.