

# YOLOv5 に基づく火災の炎と煙の検知と識別に関する研究

東京工科大学 バイオ・情報メディア研究科 コンピュータサイエンス専攻

亀田研究室 G2121012 王海益

## 1. はじめに

総務省消防庁が提供する消防統計の報告書によると、2021 年に日本全国で発生した火災は合計 35,077 件で、死者 1,400 人、負傷者 5,369 人を出しています。国際消防救助協会 (CTIF) が提供する世界火災統計報告第 26 号<sup>[1]</sup>によると、2019 年中に 34 が国 (人口 13 億人、世界人口の 17%に相当) が提供した火災統計は、火災件数 300 万件 (人口 1000 人当たり 2.3 件)、死亡者 19100 人、負傷者 68200 人となりました。火災による被害を最小限に抑えるためには、火災の発生を適時・的確に検知し、警告することが重要です。

一般的な炎の成長過程は、主に 4 つの段階に分けられます、目に見えない煙、目に見える煙、燃焼、および激しい燃焼です。一般的に、炎は煙から始まります。煙は、炎の第 2 段階の必然的な産物です。時間内に燃焼する前に煙を検出できれば、できるだけ早く火災警報を出すことができます。効果的な救助および援助措置を直ちに講じて、財産の損失および死傷者を最小限に抑えることができるようにする<sup>[2]</sup>。既存の火災検知方法は、主に第 3 段階、つまり燃焼段階に焦点を合わせていますが、これは早期の警告と救助には遅すぎます。したがって、火災事故の数と被害の程度を減らすために、火災検知システムで煙と炎を同時に検知することが非常に必要です。

今の都市では、ほとんどすべての建物または公共の場所に防火システムが装備されています。これらのシステムは通常、従来の火災検知方法またはコンピュータビジョンベースの火災検知方法を採

用しています。従来の火災検知方法のほとんどは、火災検知用の物理的識別センサーとして、ポイントタイプの熱検出器、火炎検出器、および煙検知器に基づいています。ただし、これらの従来の方法は、温度や煙の濃度などの火災パラメータに過度に依存しており、検出距離と限られた空間範囲に厳しい要件があります。これらの検出器は、火災の近くに設置し、自身の安全を確保する必要があります。そうでなければ、火災を検知できない可能性がある。また、この光電式、熱式、化学式による従来の検出方法は、数分で反応し、警報を発するには大量の火と煙が必要である。さらに、火災の場所や大きさに関する情報を提供することができず、屋外のシーンでも使用することができない。

ディープラーニングを用いた画像処理技術の登場は、火災検知に新たな可能性をもたらしている。開発者は、大量のラベル付きデータセットを提供し、データから炎や煙を自動的に識別するモデルをトレーニングするだけでよく、専門機器や専門知識の完全なバックグラウンドはもはや必要ないのである。本研究では、ディープラーニングに基づくターゲット検出アルゴリズムのうち、より一般的に使用されている YOLO を選択し、同じデータセットを用いて 5 つの YOLO モデルの性能を比較し、最適化を試す。

## 2. 関連研究

### 2.1 従来の火災検知技術

デジタル画像で火災を検知する以前は、温度検知器、煙検知器、サーモグラフィ

などの機器を用いて、主に室温や微粒子、煙の濃度を計算し、火災を検知する方法がとられていた。しかし、これらの機器は高価で、壊れやすく、不正確で、誤報が多いため<sup>[3]</sup>、多くの社会的資源を浪費しています。そして、これらのセンサーを使った警報は、屋外での火災検知には適しない。

また、従来のビデオ検出手法は、一般に、(i)画像の前処理、(ii)候補部品の特定、(iii)すべての入力画像情報の特徴抽出、(iv)分類器を用いた画像情報の定位、の4つ手順で構成される。従来のターゲット検出の方法は、まず入力情報を取得する。そして、ノイズ除去や平滑化など、さまざまな画像前処理をまず実施する。そして、検出される画像のうち、ターゲットが高い確率で発生するように前処理された部分を選択し、この部分をマーカー区域とする。そして、このマークされた区域から特徴量を抽出する操作により、一連の画像ベクトルが生成される。最後に、抽出された画像特徴ベクトルの分類にバウンディングボックス回帰を用い、ターゲット検出結果を得ている。

火災検出の分野では、主にパターン識別によって関連する特徴を採取する。関連する特徴には、炎の静的特徴と動的特徴がある。静的特徴は炎の形状特徴、テクスチャ特徴、色彩特徴で採取・分類される。動的特徴は炎の形状や移動方向の変化による火災検知に使用される<sup>[4]</sup>。

## 2.2 ディープラーニングによる火災検出のメリット

ディープラーニングは、ニューラルネットワークをベースとしたコンピュータ学習モデルの一つである。開発者は、多数のラベル付きデータセットを提供し、炎を識別するモデルを学習させる、火災検出の精度を向上させています。しかし、その学習過程はブラックボックスに似

ていて、直接は表示されない。ディープラーニングでは、ターゲット検出の処理を視覚的特徴量や分類器に頼らず、ターゲットの特徴抽出で行っている。現在、ターゲット検出に使われている最も効果的なニューラルネットワークのひとつに、複雑な画像の特徴を自動的かつ効率的に学習・抽出する画像認識アルゴリズムであるCNN (Convolutional Neural Networks) があります。そのため、火災画像検出の分野にCNNを導入し、火災画像の特徴を収集する学習アルゴリズムを開発する学者もいます。ターゲット検出アルゴリズムは、この技術の中核であり、火災画像の検出性能を直接左右するものです。火災画像検出アルゴリズムの処理は、画像の前処理、特徴抽出、火災検出の大きく3つの段階に分けられる。このうち、特徴抽出はアルゴリズムの核となる部分である。ニューラルネットワークによる正確な分類・解析には、画像から関連する特徴を抽出することが重要であり、そのため火災検出の問題はディープラーニングに適していると言えます。ディープニューラルネットワークは、人間の手を介さずにデータから関連する特徴の階層を自動的に学習するもので、画像分類に最適なニューラルネットワークの種類は畳み込みニューラルネットワークである。そこで、本論文では、畳み込みニューラルネットワークを用いて、火災を含む画像とそうでない画像を正確に区別するアプローチをとっています。

## 2.3 ターゲット検出におけるYOLOアルゴリズムのメリット

文献「Research and implementation of deep learning based fire detection」[5]では、広く使われている4つの深層学習ベースのターゲット検出アルゴリズム、すなわちFaster-RCNN、R-FCN、SSD、YOLOv5アルゴリズムが比較されている。

実験の結果、YOLOv5 アルゴリズムは平均 92.4%の精度を達成し、他のアルゴリズムと比較して大幅に高い精度を得ることができました。また、YOLOv5 では検出性能も強化され、検出速度は 140FPS となり、リアルタイム検出の要件も満たしている。YOLOv5 の優れた検出精度と効率的な検出速度を考慮し、本研究では火災検出に使用する、リアルタイムで確実な検出目的を達成するため。

2015 年ターゲット検出を回帰問題として再定義し、単一のニューラルネットワークで実行する YOLO アルゴリズムの誕生により、目標検出分野で急速な発展と優れた成果を上げている。さらに、検出対象の特徴マップが明確でないという問題を解決するために、YOLO は残差ネットワークの考え方を利用して、検出対象の精度を向上させる。YOLO アルゴリズムはこれまでに 5 つのバージョンに更新され、コンピュータビジョンの分野の革新的な成果を取り入れ続けている。現在、YOLOv5 は精度や検出速度の面で以前のバージョンを上回っており、優れたターゲット検出アルゴリズムの一つと考えられています。

以上のことより、本研究では、現行の YOLOv5 モデルの 5 つのバリエーションを比較し、火災シーンでの煙と炎の検出・識別に最適なモデルを選択し、その性能向上を試す。

### 3. 本研究の概要

- 火災シーンに適した YOLOv5 検出モデルをトレーニングし、さまざまな屋内および屋外シナリオでの火災ターゲットの検出と認識に適用する。具体的には、様々なシーンの写真とビデオからなるデータセットで YOLOv5 モデルをトレーニングする、一般的に使用される評価指標の結果平均精度や検出速度などを研究する。

- 同じデータセットトレーニングで異なる YOLOv5 モデルを選択し、一連の評価指標の結果を評価し、このデータセットで最も性能が良いモデルを選択して最適化する。
- PyQt5 を使用して火災検知システムを作成する。改善されたプロジェクトをウィンドウ化する。ユーザーが検出対象の画像やビデオをアップロードすると、検出結果が表示される。このシステムは、写真のアップロード、ターゲットの検出、結果の保存など機能を実行できると予想する。
- 火災現場シーンで最適な YOLOv5 モデルに基づく実験を行い、ターゲットフレームの不完全なカバレッジと複雑な背景での検出効果の低さなど問題を考慮して、改善を試す。これにより、YOLOv5 アルゴリズムの全体的な精度がさらに向上する。

### 4. 進捗状況

- 火災シーンで炎と煙の検出・認識の機能は、YOLOv5 モデルに実装されています。
- YOLOv5n と YOLOv5s の 2 つのモデルがトレーニングされていますが、煙のデータが少ないため精度が不足しており、今後、さらに多くの煙と炎のデータを追加してモデルの精度を向上させる予定です。
- 図 1 は、完成した YOLOv5n のモデルのトレーニング結果である。このグラフを見ると、精度(Precision)や確率(recall)の点でまだまだ改善の余地があることがわかります。

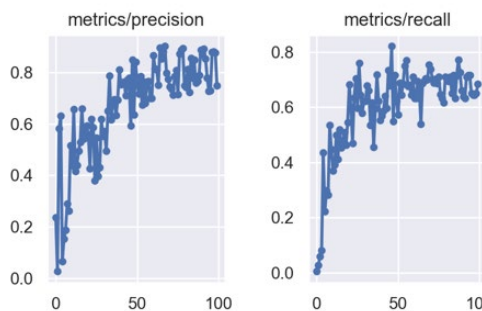


図 1 YOLOv5n の results

検知・警報するという課題を解決するために、本研究では、ターゲット検出アルゴリズムの中で最も優れたアルゴリズムである YOLOv5 を選択して、YOLOv5 モデルの各バージョン (v5n、v5s、v5m、v5l、v5x) の検出速度と検出精度を比較し、総合スコアの最も高いバージョンを最適化する。火災検知に大きな影響を与えることが期待されます。

### 5. 研究計画

表 1 研究のスケジュール表

|              | 8月 | 9月 | 10月 | 11月 | 12月                  | 1月 | 2月 |
|--------------|----|----|-----|-----|----------------------|----|----|
| アルゴリズムを書く    |    |    |     |     |                      |    |    |
| モデルをトレーニングする |    |    |     |     |                      |    |    |
| アルゴリズムを最適化する |    |    |     |     |                      |    |    |
| モデルをテストする    |    |    |     |     |                      |    |    |
| 最終レポートを書く    |    |    |     |     |                      |    |    |
| 学外発表         |    |    |     |     | 大学コンソ<br>ーシアム八<br>王子 |    |    |

### 参考文献

- [1] CTIF World fire statistics. <https://ctif.org/world-fire-statistics>. (2021).
- [2] Barmpoutis P, Papaioannou P, Dimitropoulos K, Grammalidis N A review on early forest fire detection systems using optical remote sensing. *Sensors-Basel* 20(22):6442. (2020).
- [3] Celik T, Fast and Efficient Method for Fire Detection Using Image Processing. *ETRI Journal*, 32: 881-890. <https://doi.org/10.4218/etrij.10.0109.0695>,(2010).
- [4] Geng Mengya. Research on video-based complex scene fire detection technology [D]. Central China Normal University, (2019).
- [5] Li Zan. Research and Implementation of Fire Detection Based on Deep Learning [D]. Ningxia University, DOI: 10.27257/d.cnki.gnxhc.2021.000162. (2021).

### 6. おわりに

様々なシーンで迅速かつ正確に火災を