

令和 5 年 6 月 21 日現在

機関番号：82115

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2020～2022

課題番号：20K04825

研究課題名(和文) 深層学習を用いた映像解析による火災性状解析手法の研究

研究課題名(英文) A study on an analysis method for fire behavior using Deep Learning

研究代表者

岩見 達也 (Iwami, Tatsuya)

国土技術政策総合研究所・建築研究部・防火基準研究室長

研究者番号：20370744

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,300,000円

研究成果の概要(和文)：大規模地震時に多数の延焼火災が発生する状況が想定されることから、深層学習の手法を応用して、空撮映像から火災・火炎の位置を特定し、燃焼状況(発熱速度や火炎形状等)を正確・迅速に検出・解析する技術の開発に向けた研究を行った。映像及びカメラパラメータに基づいて火災の検出、地理的位置の特定及び燃焼状況の推定を行うプログラムを開発し、2016年新潟県糸魚川市の大規模火災及び過去に実施した燃焼実験の映像資料を用いて検証し有効性を確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

火災研究・火災対応の分野において深層学習手法を先進的に取り入れて活用することにより、これらの分野における今後の一層の有効活用に向けた研究の進展が期待できる。開発した技術は大規模地震時等における火災発生状況の正確・迅速な把握に資することが期待でき、災害対応の効率化による被害の軽減につながる技術である。併せて火災実験等で収集される映像データの自動解析にも活用可能であり、データ解析の効率化にもつながることが期待できる。

研究成果の概要(英文)：Since many fires are expected to spread in the event of large earthquake, research and development has been carried out on technology to identify the location of fires and flames from aerial images using deep learning, and to accurately and quickly detect the burning conditions (heat release rate, flame shape, etc.).

A program was developed to detect and geolocate fires and estimate burning conditions based on video and camera parameters. And the effectiveness of the method was confirmed through verification using videos of a large-scale fire in Itoigawa City, Niigata Prefecture in 2016 and combustion experiments conducted in the past.

研究分野：広域火災

キーワード：AI 火災検出 火災規模推定 発熱速度 燃焼実験 ジオロケーション 糸魚川火災

1. 研究開始当初の背景

(1)大規模地震発生時には広い範囲で多数の火災が発生し、木造密集市街地を中心に大規模延焼火災となる可能性が想定されている。これらの火災に対応するために迅速で正確な状況把握が欠かせないが、広範囲で同時的に進行する状況を的確に把握することは極めて困難である。

(2)2016年12月に発生した新潟県糸魚川市の大規模火災等の記録映像や火災実験の記録映像を用いた建物(模型)から周囲の建物(模型)への延焼時刻、火炎高さの割り出し等の分析においては、火災・火炎が多数記録された長時間の映像を対象に解析することになるが、このような長時間の実験映像・記録映像について1フレームずつ全てを確認するには膨大な時間が必要である。

(3)これらの課題に対しては、近年目覚ましい成果を示している深層学習(ディープラーニング)による画像解析手法を活用することにより従来手法に比べて飛躍的な効率向上を見込むことが出来ると考えられる。深層学習による画像解析は依然として活発に研究が進められている分野であると同時に、計算ライブラリ類の充実が進んで深層学習の専門家でなくとも十分活用可能であり、画像解析ツールとして既に活用段階に入っている状況となっている。

2. 研究の目的

本研究では火災研究・火災対応の分野において深層学習手法を先進的に取り入れ、活用することで分析・対応の効率を飛躍的に向上させることを目的として、下記の2点に関する技術開発に向けた研究を実施する。

(1)消防防災ヘリ等航空機で撮影される映像とそれに付随する撮影パラメータ(経緯度、高度、向き等)から撮影対象の地理的位置関係を解析し、さらに深層学習の手法を用いた画像解析により、火災かどうかの判別、火災範囲の特定、燃焼性状(火炎の大きさ、燃焼範囲の面積等)の解析を自動的に行うための技術開発

(2)建物模型等を用いた火災実験時に撮影する映像に関する深層学習手法を用いた燃焼性状の認識により、建物模型の延焼時刻や火炎の大きさ等に関する実験データ自動抽出を行うための技術開発

3. 研究の方法

(1)映像解析による火災検出技術の開発

近年様々な分野で活用されている深層学習による画像認識の手法を用いて空撮映像等から火災域が映る画像上の位置を検出し地図上に表示する一連の処理の自動化に向けて、教師データの作成、深層学習手法による学習と2016年に発生した新潟県糸魚川市の大規模火災を対象とした火災検出の検証を行った。

(2)火災検出位置のジオロケーション及び火災性状解析手法の開発

映像資料ではピクセル座標により火災検出範囲が得られるが、火災の規模を推定するためにはピクセル座標を物理的な座標に変換する必要がある。本研究では防災ヘリでの実装を想定して機体の位置、姿勢、カメラのパラメータ(機体に対する相対的位置・角度、画角等)を入力情報として火災検出位置の地理的位置を求めるジオロケーション手法及び火災性状(火災規模、発熱速度等)を推定する手法の開発を行った。

4. 研究成果

(1)映像解析による火災検出技術の開発

画像認識手法は、位置特定を可能とするため、物体検出(画像に何が映っているかだけでなく、画像中の対象物の位置を特定する)手法を採用し、検出対象クラスとして、「火炎」(Flame)、「火災」(Fire)、「鎮火」(Burnt)、「煙」

(Smoke)の4クラスを選定した。

教師画像は主としてWeb検索により、「火災」「火事」等のキーワードで検索を行って収集した。画像数は506枚であった。なお、モデル検証において糸魚川市大規模火災の空撮映像を用いるため、教師データには糸魚川市の大規模火災を空中から撮影した画像は含まないよう留意した。

表1 教師データ概要

	Training	Validation
画像数	2030 (406)	100
火炎ラベル数	1846	79
火災ラベル数	1944	89
鎮火ラベル数	108	2
煙ラベル数	2117	96

Training 画像数の()内の数字は元画像の数

収集した 506 枚のうち 406 枚を訓練用、100 枚をバリデーション用に分けた。訓練用では 1 枚の画像から $\pm 15^\circ$ 及び $\pm 30^\circ$ 回転させて 5 枚の教師画像を作成した。収集した画像に映る対象物の位置を目視判読にて矩形領域の枠で囲み、ラベル付け（それぞれの枠に対する該当クラスの割り当て）を行った結果、表 1 に示すラベル数が得られた。

映像を対象に画像認識を適用するためには、高速に動作する必要がある。ここでは、処理速度と認識精度のバランスが良い YOLOv5（文献①）を採用した。YOLOv5 は精度と速度の異なる複数のモデル（末尾に s, m, l, x が付けられ、後者ほど精度が高い（処理が重い）モデルとされる）が提案されており、本研究では最も精度を重視した YOLOv5x を用いた。

画像解像度（長辺）640 ピクセル、バッチサイズ 16 とし、200 エポックの学習を行った経過を図 1 に示す。Object Loss においてやや過学習の傾向がみられるが、最も認識精度の高い結果が得られたのは 117 エポック完了時であった（Precision = 0.729、Recall = 0.747、mAP(0.5) = 0.724、mAP(0.5:0.95) = 0.372）。本研究では、この 117 エポック終了時のモデルを採用して 2016 年に発生した新潟県糸魚川市の大規模火災を対象に火災検出を試行した。

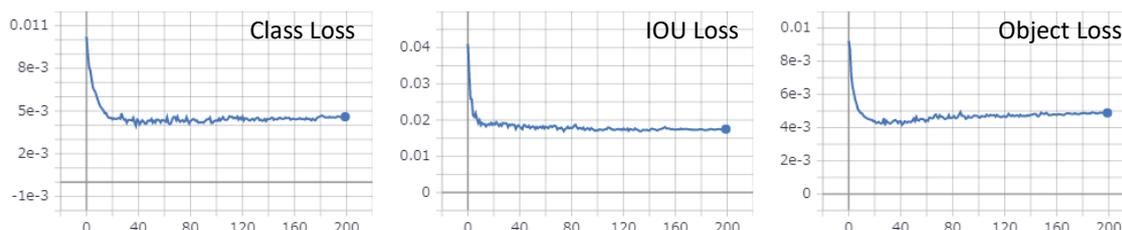


図 1 学習過程の損失推移（横軸エポック数）

検証データは NST 新潟総合テレビより提供を受けた火災当日の 14 時 43 分から 15 時 00 分までの約 17 分間の映像を用いた。映像は火災域の周りを遠方から時計回りにゆっくりと約 3 回旋回し、その間、カメラはほとんどの時間で火災域方向に向けられており、火災域全景から局所の激しく燃焼する家屋まで様々な倍率で撮影されている。

検証は映像データから 5 秒（150 フレーム）ごとの画像 199 枚に対して画像認識を適用し、正確な位置とクラス分類が正しくできているかどうかを目視により確認した。複数の火炎・火災域が映っている場合いずれか 1 つ以上が検出できたものは「検出あり」とみなした。

表 2 に適用結果を示す。火炎又は火災及び煙はほとんどのフレームに映っているため、精度が出やすい素材であることに留意する必要があるものの、Precision（適合率）は 1.0、Recall（再現率）は 0.811（火炎又は火災が 0.696、煙が 0.905、鎮火が該当なし）となっており、良好な検出結果が得られた。

検証は GPU 専用カードを搭載しないノート型 PC（CPU: Intel Core i7-10510U, RAM: 16GB）により長辺解像度 320 ピクセルで行った。処理速度は 1 フレームあたり 0.3~0.4 秒（2~3fps）程度でありリアルタイム処理にも実用的な速度が得られた。

(2) 火災検出位置のジオロケーション技術及び火災性状解析手法の開発

① ジオロケーション技術

火災検出結果を GIS ソフト上に表示し、火災の幅、奥行き、火炎の高さ、及び発熱速度を計算する一連のプログラムを作成した。

ジオロケーションは機体及びカメラパラメータの他、基盤地図情報 DEM データを用いて映像のピクセル座標から地理座標へ変換するが、リアルタイム処理を想定して高速処理に対応するため、映像を縦 4×横 4 の計 16 グリッドに分割した各グリッド頂点 25 点のみを変換し、グリッド内は補間することとした。なお、防災ヘリでは機体の姿勢情報が得られないケースも想定されるため、前後数秒間の機体位置情報から速度及び加速度を求め機体姿勢（ピッチ角及びロール角）を推定する機能を組み込んだ。

糸魚川市の大規模火災の映像資料として UX 新潟テレビ 21 より提供を受けた火災当日の 13 時 00 分から 13 時 18 分までの映像のうち、13 時 01 分 10 秒から 13 時 06 分 50 秒までの 5 分 40 秒間の映像をテスト映像として検証を実施した。テスト映像では(1)で用いた映像と同様に火災域の周りを遠方から時計回りに約 1 周旋回した映像となっている。

映像には機体位置や姿勢に関する情報及びカメラパラメータが付属していないため、映像から逆算的にこれらの情報を目視・手作業にて推定し、ASCII データとして整備した。なお、推定においては、機体のピッチ角及びロール角は 0 度と仮定した上で、機体の位置座標、機首の方

表 2 適用結果

クラス	正解	推論による検出		計
		あり	なし	
火炎又は火災	あり	112	49	161
	なし	0	38	38
煙	あり	180	16	196
	なし	0	3	3
鎮火	あり	0	0	0
	なし	0	199	199

角、機首に対するカメラのパン角度、チルト角度、焦点距離を推定対象とした。

図 2 は糸魚川市の大規模火災のテスト映像を対象に 1 秒ごとに深層学習による火災の検出及びジオロケーションを適用したものである。なお、火災検出は「火炎」クラスとして検出された検出枠のみを対象とした。目視・手作業により推定した精度の保証されないパラメータに基づく結果のため精度の評価はできないが、概ね燃焼していた地域周辺で火災検出ができており、機体及びカメラパラメータに基づく火災検出位置のジオロケーションが有効であることを示している。

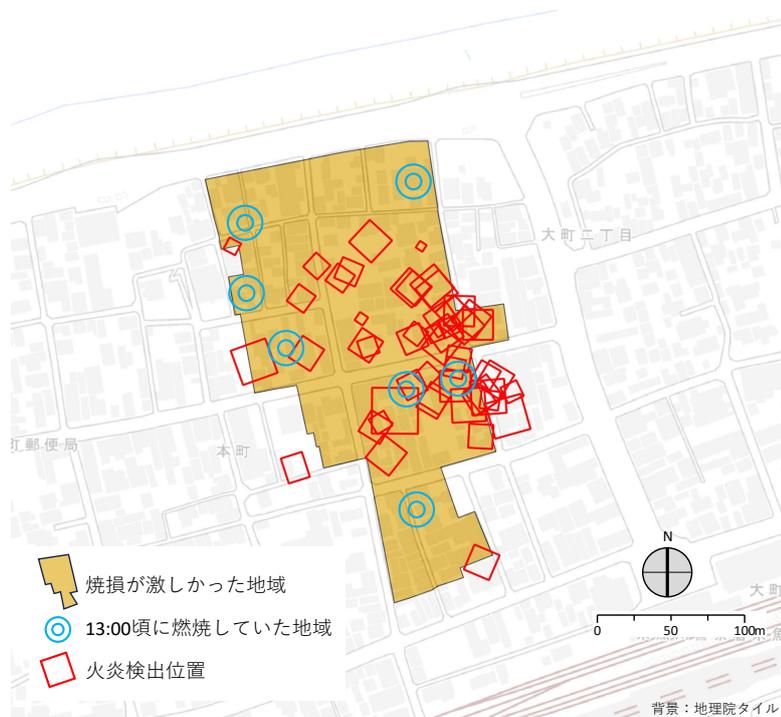


図 2 糸魚川市の大規模火災（13 時頃）を対象とした火災検出及びジオロケーション結果

②火災性状解析手法

火災性状解析においては、ジオロケーション済みの火災検出枠の底辺を一辺とする正方形の火源と仮定し、さらに、火源中心から鉛直方向に火災検出枠の上辺に相当する高さの火炎を形成すると仮定して火炎形状を想定した。発熱速度は、発熱速度 Q と火源径 D から火炎長さ L を求める式 1 を用いて求めた。

$$L = 3.3(Q/c_p\rho Tg^{1/2}D^{5/2})^{2/3}D \quad \text{式 1}$$

c_p : 定圧比熱[kJ/kg/K]、 ρ : 外気密度[kg/m³]、 T : 外気温度[K]、 g : 重力加速度[m/s²]

①のジオロケーション結果に基づく解析結果を図 3 に示す。検出枠が実際の火炎範囲よりも極端に大きく検出される場合があり、このような一部（210 sec 及び 271 sec）の外れ値を除けば、火炎幅は 5.4～24.9 m、火炎高さは 2.2～19.5 m、発熱速度は 9.5～336.0 MW の範囲で検出されている。

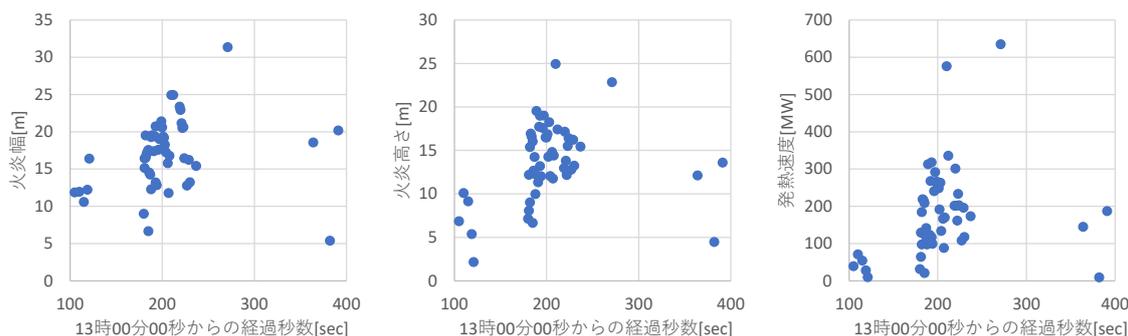


図 3 糸魚川市の大規模火災（13 時頃）を対象とした火災性状解析結果

また、実験映像への適用性の確認を目的として、2020 年 3 月に国立研究開発法人建築研究所の火災風洞実験棟で実施した無風下における一辺 0.3m の立方体形状の木材クリブ 1 体の燃焼実験（文献②）を対象に火災検出及び火災性状解析を適用した。

実験時の燃焼状況と火炎等の検出状況を図 4 に示す。当該実験映像は学習データに含まれる火災画像とは異なるため検出における閾値が 0.3 以上の場合検出されないフレームが多かったため、閾値を 0.2 に設定した。0.2 と設定した場合であっても誤検出は発生しなかった。実験映像を対象とした場合は撮影条件が安定しているため、閾値の調整によって容易に検出精度の向上が見込める可能性があることが確認された。

図 5 に火炎の検出結果から火炎高さを求めた結果を示す。青点は各フレームの火炎高さを示

している。実験映像では機体方向やカメラパラメータが得られないため①のジオロケーションは適用せず、火炎高さは「火炎」クラスとして検出された検出枠の上端からクリブの上端（目視判読（全フレームにわたって同一の値））までのピクセル数を求め、クリブのピクセル高さ 56 ピクセルを 0.3m として火炎高さを求めた。なお、図 5 においては火炎の検出が無かったフレームは 0m として表示している。また、1 秒間平均の火炎高さ算出においては、火炎の検出が無かったフレームを除外して算出した。

概ね 50 秒から 110 秒までの 1 分間（1800 フレーム）において継続的に火炎が検出されている。火炎が小さくなる 100 秒以降にやや検出率は下がるが、50 秒から 100 秒の激しく燃焼している時間帯では 89.3%（1500 中 1339 フレーム）のフレームで火炎の検出ができており、火災実験という特異な条件においても 1 フレーム（1/30 秒）単位で燃焼状況を把握でき、深層学習による火災検出技術及び火災性状解析手法の適用が可能であることが示された。

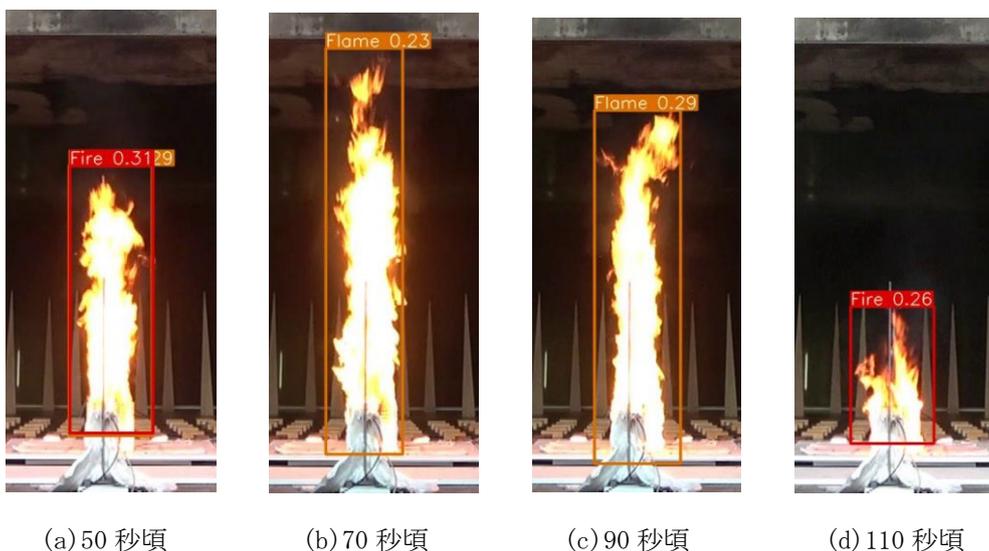


図 4 燃焼状況及び火炎等検出状況

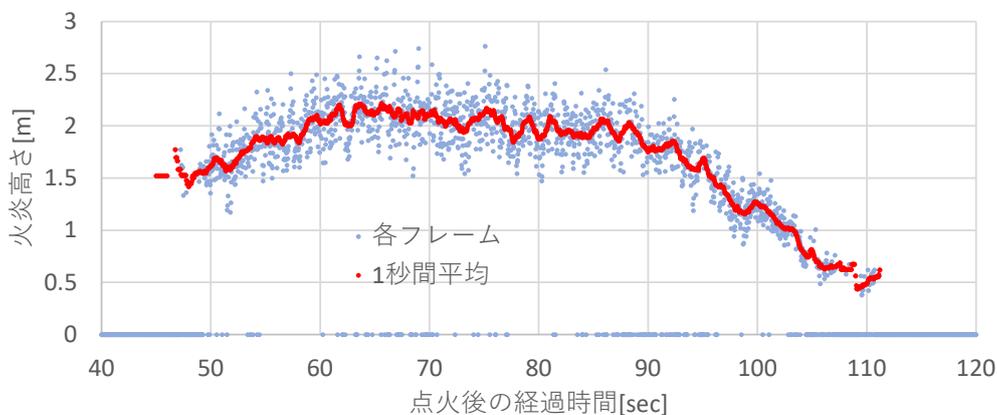


図 5 火炎高さ

<引用文献>

- ①<https://github.com/ultralytics/yolov5> (2023/6/19 アクセス)
- ②岩見達也、樋本圭佑：木造住宅密集市街地の有風下火災を想定した木材クリブの燃焼性状、日本建築学会 2020 年度大会(関東) 学術講演梗概集、防火、pp. 309～pp. 310、2020

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 0件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 岩見達也	4. 巻 令和3年度
2. 論文標題 深層学習を用いた火災域検出の試行	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 日本火災学会研究発表会概要集	6. 最初と最後の頁 188-189
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計1件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 岩見達也
2. 発表標題 深層学習を用いた火災域検出の試行
3. 学会等名 日本火災学会
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------