

深層学習による気象監視カメラからの漏斗雲抽出

Detection of funnel clouds from weather monitoring camera images by convolutional neural network

藤井祐貴*¹ 中本敦子*¹ 本田理恵*¹ 佐々浩司*¹
Yuki Fuji Atsuko Nakamoto Rie Honda Koji Sassa

*¹ 高知大学
Kochi University

Convolutional Neural Network is used to detect funnel clouds from weather monitoring camera images. Use of overlapped hierarchical block images increased the recall of object detection by reducing the effect of occlusion by the obstacles.

1. はじめに

近年、局地的豪雨や竜巻などの極端な気象現象により発生する災害が注視されるようになってきている。これらの現象に対して観測ネットワークを整備して、データの蓄積や、現象の検知を行うおうとする動きがある。高知大学では土佐湾沿岸に気象観測カメラを設置し、その画像を蓄積している。土佐湾は全国的にも竜巻の発生頻度の大きい地域で、その移動経路も海上で発生したものが北上して高知平野に上陸するという形で類似しており、また発生頻度も大きく、竜巻観測の好適地と言える。観測開始後の2017年9月11日には土佐湾から接近する複数の竜巻の一部あるいはその前兆である漏斗状の雲、漏斗雲の動画を取得している。

このような漏斗雲の自動検出による事例の蓄積や予測を目的として我々は深層学習による漏斗雲の学習と認識の研究が行われている[藤井 2018]。ここでは畳み込みニューラルネットワーク(CNN)の1種である Yolo (You only look once)[Redmon, 2016]を用いている。試行的な実験結果からは、大きい特徴と小さな特徴を連続的に滑らかに抽出することが難しいことがわかっている。特にこのような災害に関するモニタリングでは、遠方に微小なパターンとして出現したときに、もれなく抽出することが重要であるが、その後接近にともなっても連続的に追跡することも重要である。

本発表ではこのようなマルチスケールの対象物(オブジェクト)の検知のために、階層化ブロック画像のそれぞれに対して、CNNによる学習と認識を実施し、その結果を統合する手法を検討した。

2. 手法

2.1 データ

本研究ではあらかじめ実データをもとに学習と検知の実験を行っていく。図1は実際に2017年9月11日に安芸で南東方向に向けられた監視カメラで取得された画像の例である。接近しつつある漏斗状の雲が克明にとらえられている。

画像はハイビジョン形式であることを想定して 1920 x 1080 pixel のカラー画像とする。また分割されたフレーム画像を並列に扱うものとする。



図1 安芸チャンネル3サイトでとらえられた漏斗雲の画像例。画像サイズ 1920x 1080pixel。

2.2 CNN

オブジェクトの抽出には簡易的に Yolo (You only look once) を使用する。Yolo では抽出だけでなく、その抽出した領域に存在するオブジェクトのラベル付けまで実施可能であり、この過程を同時におこなうため、高速に学習、認識ができる。ここで扱う問題は、漏斗雲の1クラス検出問題であってラベルづけの機能を積極的に利用していないので、将来的にこの部分を他の手法に変えることは考えられる。

また、Yolo には独自にマルチスケールオブジェクトに対応した Yolo version 2, 3(以下 v2, v3と略記)が存在するが、本研究ではマルチスケールの操作は CNN の外で行うため、階層ブロック化には単純な Yolo v1を使用する。また比較のために Yolo v3の結果も掲載する。

2.3 重複させた階層化ブロック画像

図2に、本手法で認識時に用いる階層化とブロック化の概念図を示す。Yolo では画像をセルに分割し、このセル単位でオブジェクトの位置、サイズ、存在率である confidence やクラスの識別率を求める。図2では点線で区切られた部分がブロックであるが、その外に1セル分余剰の領域を設定する。

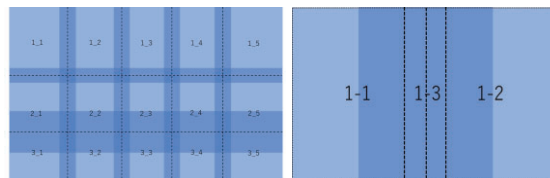


図2 画像の階層化とブロック化。原画像における領域で示す。処理時には全てのブロックを同じサイズにスケールリングして左では小さい特徴を、右では大きい特徴を探索する。

連絡先: 藤井祐貴, 高知大学総合人間自然科学科研究科, 高知市曙町 2-5-1, yukufuji@is.kochi-u.ac.jp

図3にはブロック内のセルの配置と解の棄却領域を示す。ブロック境界では解の棄却領域が違いに重なるようにして、この領域に解の中心が存在する解は削除する。このようにして、ブロックの境界部でも、空白領域が生じたり、解が分裂したりすることなく、滑らかに解を求めることが可能になる。

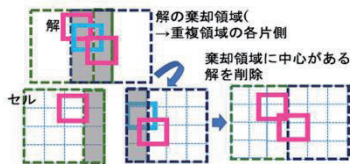


図3 ブロック境界の重複部における解の棄却

2.4 多重解の整理

Yolo の出力はもともとしきい値の低い状態では図4の左のように多重解として検出されることが多いため、真の解を鮮明化させる必要がある。このためには検出のしきい値をあげることも考えられるが、漏斗雲の場合、検出結果がオブジェクトの一部に反応することが多いため、検出された解が重なり最小包含矩形(MBR: Minimum Bounding Rectangle)をまとめて1つの解にすることにする。

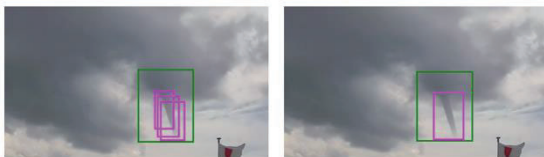


図4 初期の多重解(左)のMBRによる整理(右)。マゼンタの矩形は抽出結果、緑の矩形は人間の視覚で漏斗雲と判定された領域。

2.5 評価

認識結果の評価には画像内に複数の正解と検出結果が存在するため Yolo などでは IOU などの評価指標が使用されているが、パターン認識や情報検索でよく使用される精度や再現率のような評価指標として解釈することが難しい。そのため、本研究では下記のような指標を定義して用いた。正解 $\{S_i | i = 1, \dots, im\}$ と推測解 $\{M_j | i = 1, \dots, im\}$ に対して、下記のとおり、推測解のうち正解と一致するもの、正解のうち推測解と一致するものをラベル付する。

$$P(S_i|M_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } \max_i \frac{\text{Area}(M_j \cap S_i)}{\text{Area}(M_j)} > pth \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$P(M_j|S_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } \max_j \frac{\text{Area}(M_j \cap S_i)}{\text{Area}(M_j)} > pth \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

これはオーバーラップ率が最も高かつしきい値 pth を超えたもの(実験では 0.4)がそれぞれの条件に“一致する”として数え上げている。精度や再現率はこの値を用いて計算することができる。

$$\text{Precision(精度)} = \sum_{j=1}^{jm} \frac{P(S_i|M_j)}{jm} \quad (3)$$

$$\text{Recall(再現率)} = \sum_{j=1}^{im} \frac{P(M_j|S_i)}{im} \quad (4)$$

3. 実験

3.1 実験条件

実験には、2つの異なるサイト(安芸、物部)で取得された画像に対して視覚的に認識した解をデータ拡張したものを用いた。手法としては、比較のため階層ブロック化ありの Yolo v1 と Yolo の最新版である Yolo v3 を用いて実験を行なった。Yolo v3 はセルサイズを 32x32pixel の小さい状態にして単純に学習をおこなったものである。

3.2 実験結果

表1にそれぞれの実験ケースの条件と評価の結果を示す。

表1 実験条件と結果

実験ケース	ブロック分割	セルサイズ	重複領域	精度	再現率
Yolo v1 階層化	3x1*, 5x3	7x7/block	1セル	0.2- 0.45	0.85- 0.86
Yolo v3	なし	32x32pixel	なし	0.98	0.78

*1/2 画像

ここでは階層ブロック化をおこなったケースで非常に高い再現率を実現したものの精度は低い(誤検出が多い状態であった)ことがわかった。一方 Yolo v3 では階層化を行わない状態で一階層で学習認識をさせても、再現率がある程度高い状態で、非常に高い精度を実現したことがわかった。階層化した場合との特に顕著な違いは、図5の障害物による隠蔽があった場合の選出性能であった。ブロック階層化では隠蔽があっても、ほとんど影響をうけずに、その障害物の背後を通過する途中でも漏斗雲を認識し続けたが、階層化を行わない Yolo v3 ではこの前後の漏斗雲が検出できなかった。この解釈としては、ブロック化によって障害物が対象領域の外に出たためであろうと考えられる。

チューニングによってこの特徴がどうなるかは発表時に説明するが隠蔽に対する検出性能の確保手法の1つである可能性があると考えられる。



図5 隠蔽のあるケースの検出結果(部分)。左階層ブロック化 Yolo v1, 右 Yolo v3.

4. まとめ

気象監視カメラから畳み込みニューラルネットワークの1つ Yolo を用いて漏斗雲を自動抽出する手法を検討した。原画像の階層ブロック化や大きな画像上で小さいセルを用いること、ならびに学習データにそのような事例を含ませることによって、小さいスケールから大きなスケールの特徴まで連続的に抽出できることが確認できた。また、障害物による隠蔽についてブロック画像の活用は効果があることを確認した。

謝辞

本研究は科研費 17K00158 および 18H01682 の補助により進められました。ここに感謝いたします。

参考文献

[藤井 2018] 藤井祐貴, 檜垣啓汰, 中山慎也, 本田理恵, 佐々浩司: ネットワークカメラを用いた災害情報マイニングの試みー深層学習による竜巻とその前兆状態の検出ー, DEIM Forum 2018, K2-2, 1-8, 2018.

[Redmon 2016] Redmon, J., et al. , You only look once: Unified, real-time object detection, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 779-788, 2016