

画風変換によるデータ拡張を用いた擬態する生物の物体検出

河端 徹思[†] 坂本 悠哉[†] 大川 茂樹[‡]千葉工業大学 先進工学部 未来ロボティクス学科[‡]

1. はじめに

昨今、ディープラーニングによる画像認識技術が発展しており、人の目による物体認識よりも高い精度での物体検出が可能になっている。一方で、人の目での判別が困難な物体もあり、その一例として擬態生物が挙げられる。ディープラーニングによる物体検出において検出精度を上げるためには大量のデータが必要となるが、擬態生物のデータを集めることは困難である[1]。そこで坂本らの研究[2]では画像の回転やエッジ検出を用いて擬態生物のデータ拡張がおこなわれた。データ拡張とは画像数の少ない物体に対して、画像の回転、縮小、拡大などを用いることによりデータの増しをする手法である。坂本らのデータ拡張手法では検出対象の背景や画像全体の輝度は変化せず、データの偏りが生じてしまう。そこで本研究ではデータ拡張手法として2015年に Gatys らが発表した画風変換[3]を使用する。本研究では画風変換によるデータ拡張を用いて疑似的な擬態生物の画像を生成し、検出精度の向上を図ることで、擬態生物において画風変換によるデータ拡張が有用であるかを検討する。

2. 目的

画風変換によるデータ拡張を用いて疑似的な擬態生物の画像を生成し、擬態生物における検出精度の向上を目的とする。

3. 方法

3.1 データセット

本研究では、Fig.1のように検出対象の擬態生物としてデータ数の多いカエルの画像を使用した。集めたカエルの画像はアノテーションツールである labelImg を用いてラベル付けをおこなう。擬態しているかの基準は背景の色または特



Fig. 1: 擬態しているカエルの画像の例

定の状態に模している状態とする[4]。

3.2 画風変換

本研究ではデータ拡張手法として画風変換を用いる。画風変換とは深層学習を用いてコンテンツ画像と呼ばれる画像の物体の形状を維持しながら、スタイル画像と呼ばれる画像の画風に変換する手法である。本研究では画風変換に TensorFlow の学習済みモデルを利用した。また画風変換のコンテンツ画像として擬態していないカエルの画像を用い、スタイル画像には擬態する場面の多い落ち葉、岩、木の画像を利用して Fig.2 のように疑似的な擬態生物の画像を生成した。学習に使用するデータの偏りを防ぐため、画風変換をする際に複数のスタイル画像からランダムでの抽出をおこなった。



Fig. 2: 画風変換の出力結果の例

3.2 物体検出

擬態しているカエルを検出する方法として、

Detecting Mimicry by Data Augmentation Using Image Style Transfer

[†]Kawabata Tetsushi, Sakamoto Yuya, and Okawa Shigeki

[‡]Department of Advanced Robotics, Chiba Institute of Technology

本研究では YOLOv8 を使用する。YOLO シリーズはバージョンが上がるごとに性能を向上させ、YOLOv8 は 2024 年 1 月現在で最新のモデルであり、従来と比較して、検出精度が高く、処理速度が速いという特徴がある。

4. 結果

学習データに使用するデータセットの枚数を Table 1 に示す。現実にいる擬態しているカエルの画像である現実画像を 220 枚、画風変換に使用するコンテンツ画像として擬態していないカエルの画像を 220 枚、スタイル画像を 10 枚用意した。本研究ではまず現実画像のみを学習させ、その後に画風変換をおこなった画風変換画像を現実画像に対して、1 倍、2 倍、4 倍、6 倍、の割合で枚数を増やしていく。Train データと Val データの割合は 8:2 で学習をおこなう。

評価方法は学習した重みを用いて Test データ 50 枚からカエルの検出をおこない、データ拡張前後の検出率を比較する。ここで画像内のすべてのカエルを検出した場合を Positive とし、カエルを検出できなかった場合、画像内の複数のカエルのうち一部しか検出できていない場合、カエル以外の物体を検出している場合は Negative とした。Test データにおける Positive の割合を Accuracy とした。検出時の confidence は 0.5 以上のバウンディングボックスを表示する。

学習した重みで擬態しているカエルの検出をおこなった結果を Table 2 に示す。画風変換画像を 220 枚追加することで精度の向上はみられたが、その後は精度が上がらなかった。

Table 1 : 学習データの枚数

現実画像(枚)	画風変換画像(枚)	合計(枚)
220	0	220
220	220	440
220	440	660
220	880	1100
220	1320	1540

Table 2 : 検出をおこなった結果

Train(枚)	Val(枚)	Test(枚)	Accuracy
176	44	50	0.76
352	88	50	0.84
528	132	50	0.80
880	220	50	0.82
1232	308	50	0.84

5. 考察

擬態しているカエルを検出対象としたデータ拡張手法として画風変換を用いたが、画風変換画像を 220 枚追加することにより、精度を向上することができた。この理由として画風変換によって現実の擬態生物に近い画像を生成することができたからであると考えられる。

しかし、画風変換画像をさらに追加しても検出率は変化しなかった。この理由として、画風変換をする際のスタイル画像の選定に問題があったからであると考えられる。今回はスタイル画像を生物が擬態する場面の多い落ち葉、岩、木の画像を利用した。しかし、このような画像に限定することにより、画像における検出対象の背景やテクスチャ、画像全体の輝度を差別化できなかったため、精度が向上しなかったと考えられる。そのため、スタイル画像を落ち葉、岩、木の画像に絞らず物体のテクスチャや画像全体の輝度が大きく変わるような画像を選定すれば精度が向上すると考えられる。

6. おわりに

本研究では、擬態しているカエルを検出対象として画風変換によるデータ拡張をおこなった。今後は画風変換におけるスタイル画像の見直しや、ほかのデータ拡張手法を用いて検出精度の向上を目指す。

参考文献

- [1] 木原一成, 坂知樹, 鎌田洋, “擬態している生物の識別に対する深層学習の有効性の検証”, 情報処理学会, (2022).
- [2] 坂本悠哉, 大川茂樹, “ディープラーニングを用いた擬態している生物の物体検出”, (2023).
- [3] L. A. Gatys, A. L. Ecker, M. Bethge, “Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks,” The Computer Vision Foundation, (2015).
- [4] 友野海, 延原肇, 河合新, “擬態によって学習・識別困難な対象の GAIN に基づく深層学習”, 人工知能学会, (2019).