

機械学習を用いた映像解析による飛翔するコウモリの検出と追跡

Detection and tracking of flying bats by image analysis using machine learning

神山 恭祐† 藤岡 慧明‡ 浅野幸輝‡ 飛龍志津子‡ 波部斉†

Kyosuke Koyama Emyo Fujioka Kouki Asano Shizuko Hiryu Hitoshi Habe

1. はじめに

コウモリは、放射した超音波パルスのエコーを聴くことで、周囲の状況や標的の情報を把握している。これはエコーロケーションと呼ばれ、コウモリがもつユニークな特徴として知られ、その詳しいメカニズムを解明するための取り組みが行われている[1]。

従来から、マイクロホンアレイを用いて野生のコウモリの飛行ルートと超音波パルスの放射方向を同時計測する試みが行われてきた[2]が、マイクロホンアレイでは、例えば複数のコウモリが飛行すると超音波の混信が発生するなど、観測可能な環境に制限がある。より広い空間でコウモリが飛翔する様子をカメラで捉え、その飛行ルートを計測できれば、コウモリのナビゲーション戦略の解明に近づくことが期待される。

しかし、野生のコウモリが飛翔する空間では、背景に映る木などの動きがあり、また、コウモリが速く飛翔するため、画像上でははっきりと観測することができない。このような条件下でも正しくコウモリを検出・追跡するために、本稿では、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いた手法を提案する。

2. 提案手法の概要

本研究では、コウモリの行動解析を目標とし、コウモリの飛行映像から、CNN を用いた小物体の個体検出と、時系列情報を用いた検出の選別・追跡を提案する。

先述のとおり、野生のコウモリが飛翔するシーンでは、背景に映る木などとコウモリを精度よく識別しなくてはならない。そのために本研究では、(1)背景差分によって移動する物体による画像の明度変化を抽出し、(2) 求めた明度変化パターンと、明度そのもののパターンから CNN によってコウモリによるものを抽出する、という処理を行う。これによって、野外においても精度よくコウモリの位置を検出できるものと期待される。さらに本研究では、各時刻での個体の位置を推定したあと、隣接したフレームで同一個体のコウモリの対応付けを行う。この処理によって、この時系列情報を扱うことで検出の精度向上を図る。

2.1 背景差分による移動物体領域抽出

図 1 (a) は今回使用したコウモリの飛翔映像である。この飛翔映像からコウモリを検出するのは人の目でも難しく、特に、一枚の画像を見ただけではコウモリと背景を区別することは困難である。そこで、あらかじめ得ておいた背景モデルと現時点の画像との比較 (背景差分) を行い、背景シーンと異なる領域を抽出する。これと、現時点での画像をあわせたものを用いて、次節に述べるコウモリ検出を行う。

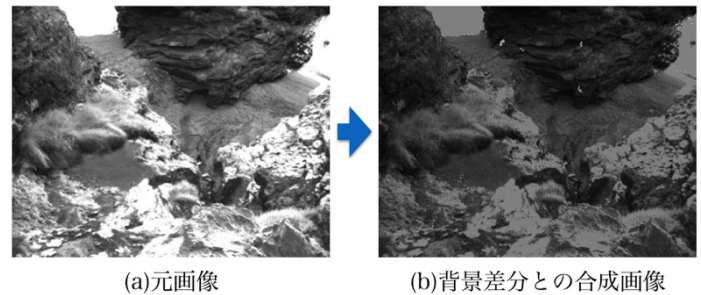


図 1 使用する画像

図 1 の (b) が (a) の画像に対して背景差分を行い、元画像と合成したものである。背景差分の結果、移動物体が存在すると判定された部分はそのままの明度とし、存在しないと判定された画素は元の明度を半分にしている。これによって、背景差分結果と元の明度情報の双方を考慮することができる。

2.2 CNN を用いた個体検出

前節で述べた手法によって求めた背景差分結果 (図 1 (b)) を用いてコウモリを検出する。飛翔するコウモリは様々な姿勢をとり、背景にも様々な物体が存在する。そこから正しくコウモリのみを検出するために、提案手法では CNN によってコウモリが存在する確からしさを表す密度マップを推定し、そのピークをコウモリの位置として検出する。CNN は、畳み込み層とプーリング層を交互に接続することで、領域からの特徴抽出パラメータも学習可能にしたニューラルネットワークである。画像中から人や物を検出する手法として広く用いられている[3]。佐藤ら[4]

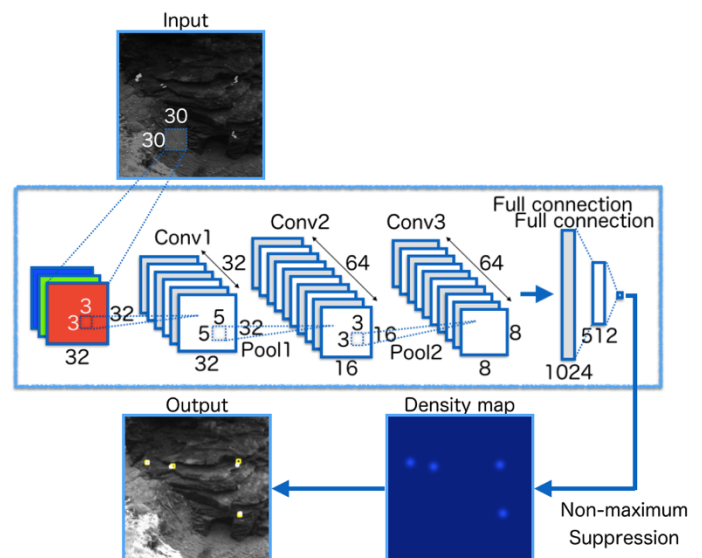
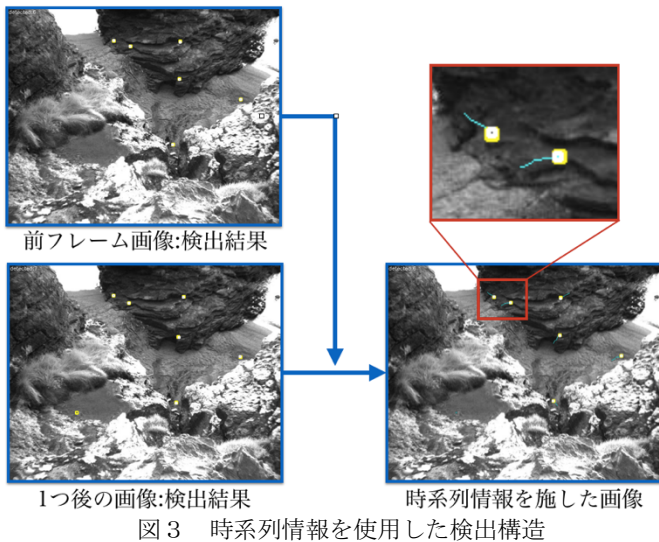


図 2 使用した CNN の構造

† 近畿大学 Kindai University

‡ 同志社大学 Doshisha University



は遊泳中の魚群にCNN・ベイズ最適化を用いて、少ない訓練データでの小物体の検出を行っている。本研究で対象とする小さなコウモリが飛翔する映像も[4]での映像と共通する部分が多いのでこの構造を採用する(図2)。提案手法では図3に示すCNNを用いて密度マップを予測する。その後Non-Maximum Suppressionによって密度マップの極大値を求め、そこを各個体の位置として検出する。

2.3 時系列情報を用いた検出の判定と追跡

2.2節で推定した各個体の位置情報を用いて、時系列での追跡を行う。時系列での対応をとることで、軌跡データが得られるだけでなく、CNNによる密度マップ推定で間違っている箇所を判定・除去していく。

CNNによる検出結果を用いて、前フレーム画像で検出された位置と、その1つ後のフレーム画像で検出された位置を比較していく。その際、あらかじめ定めた閾値より距離が小さいものを対応付けてコウモリと判定し、閾値より大きかったものは除外する。今回の映像では比較的少数のコウモリが飛翔しているため、このような単純な方法でも正しく対応付けできると考えられる。図3がこの処理によって対応付けられた例であり、図中右に示す点と線が軌跡を示している。

3. 実験

本章では、コウモリの個体検出と追跡の実験手法と結果を述べる。

3.1 用いるデータ

本研究で用いるデータは、和歌山県西牟婁郡白浜町千畳敷で撮影したユビナガコウモリの飛行映像を用いる。撮影は、フレームレート60fpsのDigital high speed camera (HAS-U2)を使用した。

まず、コウモリの飛行映像を画像に分割し、38枚の画像を生成する。この画像に対して2節で述べた処理を適用する。

3.2 実験手法

本研究では、3.1章で生成した画像のうち8枚をCNNの学習に利用し、残りをテストデータに使用する。

2節に述べた手法を適用して、コウモリの軌跡を得たあと、あらかじめ人の目で得た正しい軌跡との比較を行う。比較の際には、推定した軌跡上の座標と、正解座標との距離を求め、それが10画素以内であれば正しく検出されたものとみなすことにする。

なお、2.3節の時系列対応付けの効果をみるために、2.2節で述べた1フレーム毎の検出結果もあわせて示すことにする。

3.3 実験結果

結果を図4・図5・表1に示す。図4はフレーム毎に検出して時系列対応付けを行わない場合の例である。緑色枠は正しく検出できた例であり、白色枠(正解座標)と黄色枠(検出した位置)が重なっていることがわかる。橙色枠は失敗した例である。右の拡大図は検出できなかったコウモリの例であり、背景差分を行った後の画像でも、あまり強調されなかったため認識できなかったと考えられる。左の拡大図は誤検出をした例である。この箇所には水が流れており、波の揺れにより誤推定がなされていると考えられる。画像全体を通して波の歪みによる後検出が多く見られ、コウモリと波の違いを判別する学習が必要である。

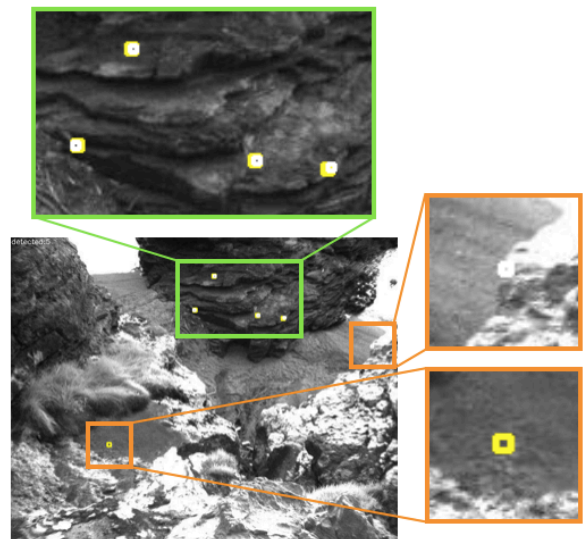


図4 検出結果画像と正解例・失敗例の拡大図

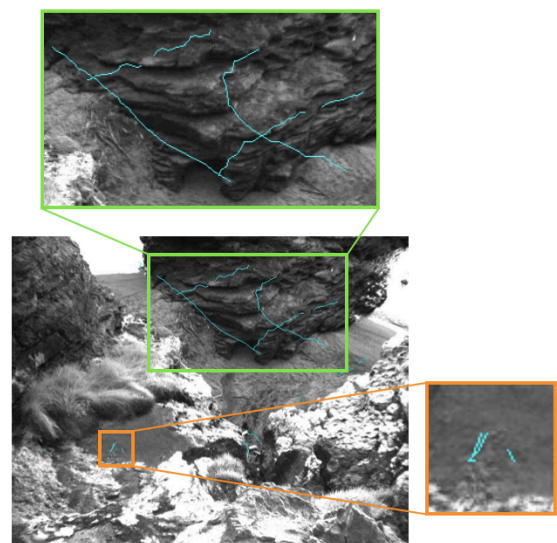


図5 追跡結果画像と成功例・失敗例の拡大図

表 1 検出精度と追跡精度の結果

	適合率(%)	再現率(%)	F値(%)
検出精度 時系列情報なし	66.3	90.2	75.7
検出精度 時系列情報あり	89.1	83.5	85.6
追跡精度	88.4	69.3	77.6

次いで、図 5 が時系列対応付けを行った結果であり、青色線は検出結果から生成したコウモリが飛行した軌跡である。この軌跡は、画像上の位置から得た 2 次元のものである。緑色枠の箇所はほとんどコウモリの追跡を行うことに成功したが、橙色枠の箇所ではコウモリでないものにも軌跡を描いている。これは水の波の歪みによる検知が多くなった為と考えられる。より精度を高める為には、検知による判別の精度を高める必要がある。

表 1 は検出精度・追跡精度を定量評価した結果である。表中の検出精度は 1 フレームごとにコウモリが正しく検出されたかどうかを評価したものである。表中の追跡精度は追跡によって対応付けられた位置が正しいかどうかを評価したものである。表 1 より概ね正確にコウモリの検知、追跡が出来ていることがわかる。また、時系列情報を使わず検出した場合は、推定した物体の誤検出が多かった。よって時系列情報を追加することにより精度を高めることができたと考えられる。

5. 終わりに

本研究では、コウモリの飛行映像から CNN・時系列情報を用いた検出、追跡を行った。今回は使用データの推定したい物体と背景が同化し、CNN で検出を行うことが困難だった為、背景差分を用いてコウモリの特徴を強調する必要があった。提案手法より、CNN での推定に加え、時系列情報を付与することで検出率が向上した。

今回の研究の課題として、背景差分を用いてコウモリの推定を行った為、他の動物体である水の揺れの誤検知が多かった。背景差分を行った後、検出対象物体とそれ以外の物体を、推定する際に判別できるようさらに処理を施す必要がある。例えばあらかじめコウモリの動きを学習しておく、それと違う動きは除外するということが考えられる。

謝辞

本研究の一部は JPS 科研費 JP17H05981 の助成を受けた。

参考文献

- [1] K. Hase, Y. Kadoya, Y. Maitani, T. Miyamoto, K. I. Kobayasi, S. Hiryu, Bats enhance their call identities to solve the cocktail party problem, *Communications Biology*, volume 1, Article number: 39, 2018, <https://doi.org/10.1038/s42003-018-0045-3>
- [2] E. Fujioka, I. Aihara, M. Sumiya, K. Aihara, S. Hiryu, Echolocating bats use future-target information for optimal foraging, *PNAS* April 11, 2016, <https://doi.org/10.1073/pnas.1515091113>
- [3] 福井宏、山下隆義、山内悠嗣、藤吉 弘亘 : Deep Learning を用いた歩行者検出の研究動向、*信学技報 PRMU*、2016

[4] 佐藤僚太、波部齊、阿部孝司、井口信和 : CNN を用いた画像解析による大規模魚群の個体検出手法。SI2017、2017