

# 低解像度画像からの小領域物体の検出手法の検討

## Investigation of a method for detecting small objects from low-resolution images

西田健次<sup>1\*</sup> 糸山克寿<sup>1,2</sup> 中臺一博<sup>1</sup>

Kenji Nishida<sup>1</sup>, Katsutoshi Itoyama<sup>1,2</sup>, Kazuhiro Nakadai<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 東京工業大学

<sup>1</sup> Tokyo Institute of Technology

<sup>2</sup> ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン

<sup>2</sup> Honda Research Institute Japan

**Abstract:** 魚眼レンズによる全天画像から鳥の行動を検出する手法を提案した。全天画像内での鳥の画像は小さく、変形しながら移動するため、物体追跡手法の適用は困難である。また、木の枝によるオクルージョンも鳥を検出することを難しくしている。本稿では、鳥自体の検出ではなく、鳥の行動に基づく画像上の動き（鳥自体の動きとともに、鳥の行動によって生じた木の枝の揺れ）のオプティカルフローを検出し、鳥の行動を検知することを目指している。鳥は、羽ばたきによる変形を伴い画像内を移動するため、鳥の移動方向とは異なるオプティカルフローを発生させている。そのため、単純にオプティカルフローを検出するだけでは鳥の行動を検知できない。また、風による木の枝の揺れと鳥の行動による木の枝の揺れを判別する必要がある。提案手法では、オプティカルフローの発生する領域の移動を検知することにより、風による木の枝の揺れによって生じるオプティカルフローを排除し、鳥の行動検出を行っている。

## 1 はじめに

鳥の生態観測は、鳥類学での課題だけでなく、環境保護、航空機の安全確保など、様々な分野で必要とされている。そのため、鳥の鳴き声や映像を記録し、その鳥の三次元環境中での位置や種類を特定する様々な手法が開発されてきた [1, 2]。

画像情報からの鳥の位置推定は、風景画像内での鳥が小さくなってしまったため、検出および種類識別は簡単なものではなかったが、幾つかの提案がなされている。吉橋らは、CNN (Convolutional Neural Network) に基づく風力発電所での鳥の検出方法を提案しており [4]、また、複数の CNN 構造から得られる深層物体特徴を組み合わせることで風景シーン中で小さく見える鳥の検出に特化した手法も提案している [5]。鳴き声による位置推定も提案されてきており、Gayk らは、8 個のマイクから成るマイクロホンアレイによって、飛翔する都市の鳴き声の位置推定を行っている [3]。Vemeycken らは、64 個のマイクから成る、より高密度のマイクロホンアレイを用いて、半径 75 m の範囲での鳥の鳴き声の位置を定位することに成功した [6]。また、住谷らは、8

個のマイクから成るマイクロホンアレイ TAMAGO-03 を用い、3D 環境での音声と映像の両者を収録し、鳴き声解析のためのソフトウェア HARKBird も開発している [7]。しかし、実環境で収録された音声データには、通常、ノイズが多く含まれるため、検出精度への影響が懸念される。川西らは、音声情報により大まかな位置推定を行い、その近傍の画像情報により鳥検出を行う、2つのモダリティを組み合わせた手法を開発し、精度向上を目指している [8]。この手法では、ケージ内でのパノラマ画像内からアノテーションされた鳥の学習データセットを構築しており、鳥の姿が見える環境での有効性が示されている。

本稿で対象とする画像は、千葉県佐倉市内に設けた魚眼レンズによる半球画像であり、鳥の姿が小さいだけでなく、樹木による隠れが生じており、必ずしも鳥の姿を捉えることが可能ではない。そこで、画像内に鳥によって生じた動き（鳥自体の動き、あるいは、鳥による木の枝の動き）を捉えることにより、鳥の検出に代える手法を提案する。本提案手法では、鳥による木の枝の動きと、風による木の枝の動きを弁別し、鳥による動きのみを抽出することが要点となる。第 2 節にて本稿の対象とする画像データについてのべ、第 3 節では提案手法の詳細を述べる。第 4 節にて実験結果

\*連絡先：東京工業大学  
152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1 W8-30  
E-mail: nishida@sc.e.titech.ac.jp



図 1: 全天画像の例



図 2: 枝の動きによるオプティカルフロー



図 3: 中空を飛ぶ鳥によるオプティカルフロー

の概要を示し、第 5 節で結論と今後の課題について述べる。

## 2 画像データの概要

本稿で使用した画像データは、魚眼レンズによる全天（半球）画像であり、日出日没の前後 1 時間、その他 1 時間ごとに 10 分づつ録画したもので、同時に DACHO マイクロホンアレイでの多チャンネル録音も行っている。カメラは 4 か所に設置されており、木の多いもの、空の占める面積の大きいものなど、それぞれ異なる傾向の画像が収録されている（図 1）。

画像に現れる鳥の行動は、鳥の姿はあまり見えず木の枝を渡るもの、中空を飛ぶものに大別することができる。木の枝を渡るものは鳥の姿がほとんど見えないが、鳥の動きに伴い木の枝が動いている。（図 2）。一方、中空を飛ぶ鳥は、画像として小さく、変形しながら移動するため（図 3）、物体検出アルゴリズムを適用することは簡単ではない。そこで、画像上の動き（オプティカルフロー）を手掛かりに、鳥の検出を行う手法を検討した。

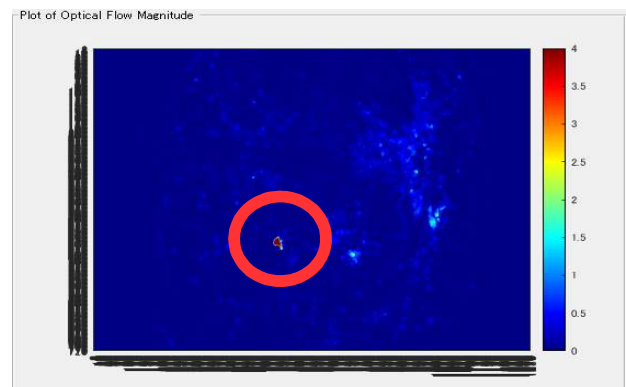


図 4: オプティカルフロー絶対値のヒートマップ

### 3 オプティカルフローによる鳥検出手法

本稿で対象とした画像は、検出対象となる対象が小さく、また、背景画像の部分に急峻な輝度勾配と細かいテクスチャがあるため、オプティカルフローの典型的な手法である Lucas-Kanade 法 ([9]) では、十分なオプティカルフローを検出することができなかった。一方、Farneback 法 ([10]) 法でオプティカルフローを求めたが、細かい動きや変形をもとらえるため、飛んでいる鳥に対して鳥全体の動きではなく、羽ばたきなどの画像上での変形によるオプティカルフローを捉えてしまっている (図 3)。飛ぶ鳥によるオプティカルフローは鳥の飛行方向を示してはいないが、鳥の移動に伴いオプティカルフローを持つ領域が移動している。そこで、オプティカルフローを持つ領域の移動を検出することによって、鳥の検出を行う (図 4)。

オプティカルフローによる鳥検出を行う際に課題となるのは、風などによる木の動きによって生じるフローと鳥によって生じるフローの弁別を行う事である。鳥の行動に基づくオプティカルフローと風による木の枝の揺れのオプティカルフローの違いは以下のように考えられる。

- 鳥の活動に基づくオプティカルフローの発生する領域は、鳥の移動に伴い移動する
- 風による木の枝の揺れに基づくオプティカルフローは、ほぼ同じ位置で生じ、移動範囲は狭い

これにより、風によって生じるオプティカルフローは、その発生する領域が大きくは移動せず、長い時間帯では狭い範囲を移動していると考えられる。そこで、空間的 (画像内) でのスムージングと時間方向でのスムージングを組み合わせることによって、フローを発生する領域の移動幅は小さく保つことができる。これにより、オプティカルフローを発生する領域が移動するものを、鳥の行動として検知できる。

提案手法の手順を以下に示す (図 5)。ただし、時刻  $t$  のビデオフレームを  $\mathbf{v}_t$  とし、 $\mathcal{F}$  はオプティカルフローを求める関数 (本稿では Farneback 法を用いた)、 $\mathcal{G}(\mathbf{x}, \sigma_s)$  は  $\sigma_s$  を分散とした二次元の平滑化関数、 $G(s, \sigma_t)$  は偏差  $s$  に対して  $\sigma_t$  を分散としたガウス関数、 $\mathcal{B}(x, \delta)$  は  $\delta$  を閾値とした二値化関数、 $\mathcal{D}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  はベクトル  $\mathbf{x}$  とベクトル  $\mathbf{y}$  の要素間の距離を総当たりで出力する関数とする。

1. 時刻  $t$  でのオプティカルフロー  $\mathbf{f}_t = \mathcal{F}(\mathbf{v}_t)$  を求める
2. オプティカルフローの絶対値を分散  $\sigma_s$  のガウス関数で平滑化する:  $\mathbf{g}_t = \mathcal{G}(\|\mathbf{f}_t\|, \sigma_s)$

3. 空間的に平滑化されたオプティカルフロー  $\mathbf{g}_t$  に対して、分散  $\sigma_t$  のガウス重みで移動平均をとる:

$$\mathbf{h}_t = \sum_{i=t-s}^{t+s} G(s, \sigma_t) \mathbf{g}_i$$

4. 時空間的に平滑化されたオプティカルフローを二値化する:  $\mathbf{b}_t = \mathcal{B}(\mathbf{h}_t, \delta)$
5. 二値画像中のオプティカルフローの存在する (複数の) 領域の重心を求める:  $\mathbf{c}_t = \mathcal{C}(\mathbf{b}_t)$
6. 5 で求めた領域重心と一つ前のフレームの領域重心との相互距離を測る:  $\mathbf{D}_t = \mathcal{D}(\mathbf{c}_t, \mathbf{c}_{t-1})$
7. 時刻  $t$  での領域重心  $\mathbf{c}_t^i$  から見て、時刻  $t-1$  の最も近い領域重心との距離を  $d_t^i$  として  $\theta_l < d_t^i < \theta_h$  の時、 $\mathbf{c}_t^i$  を、鳥によって生じたオプティカルフロー領域の重心とする

手順 4 の二値化により、オプティカルフローの存在する領域と存在しない領域の、画像上での分割が行われる。手順 5 から 7 は、手順 4 で求めたオプティカルフロー領域の重心の追跡を行っている。即ち、時刻  $t-1$  と時刻  $t$  間で最も近いフロー領域同士の距離を領域重心の移動量と考え、移動量が  $\theta_l$  より小さな領域は枝の揺れによるフローであると、 $\theta_h$  よりも移動量が大きなものは対応するフロー領域がなかったものとしている。

### 4 実験結果

風が強く樹木の動きが大きい場合の検出結果を図 6 に示す。オプティカルフロー検出では、風による木の動きによるフローが多数検出されているが、提案手法では鳥の移動によるフローの部分のみが検出できている。しかし、時間方向の平滑化を広く取り過ぎたため、鳥の移動速度に対応しきれていないシーケンスが存在した。

図 7 に、鳥の姿は枝に隠れている場合の、鳥による枝の動きの検出結果を示す。この例では、風による木の動きはほとんどないため、枝の動きによるフローを検出することで鳥の動き検出を行う。枝が単純に揺れている場合のフローは鳥の動きとしては検出されず、枝の揺れる領域 (フローの生じる領域) が移動する場合に、鳥の動きとして検出できている。

### 5 結論と今後の課題

本稿では、低解像度で隠れが頻発する画像から、オプティカルフローを手掛かりに鳥の行動を検出する手

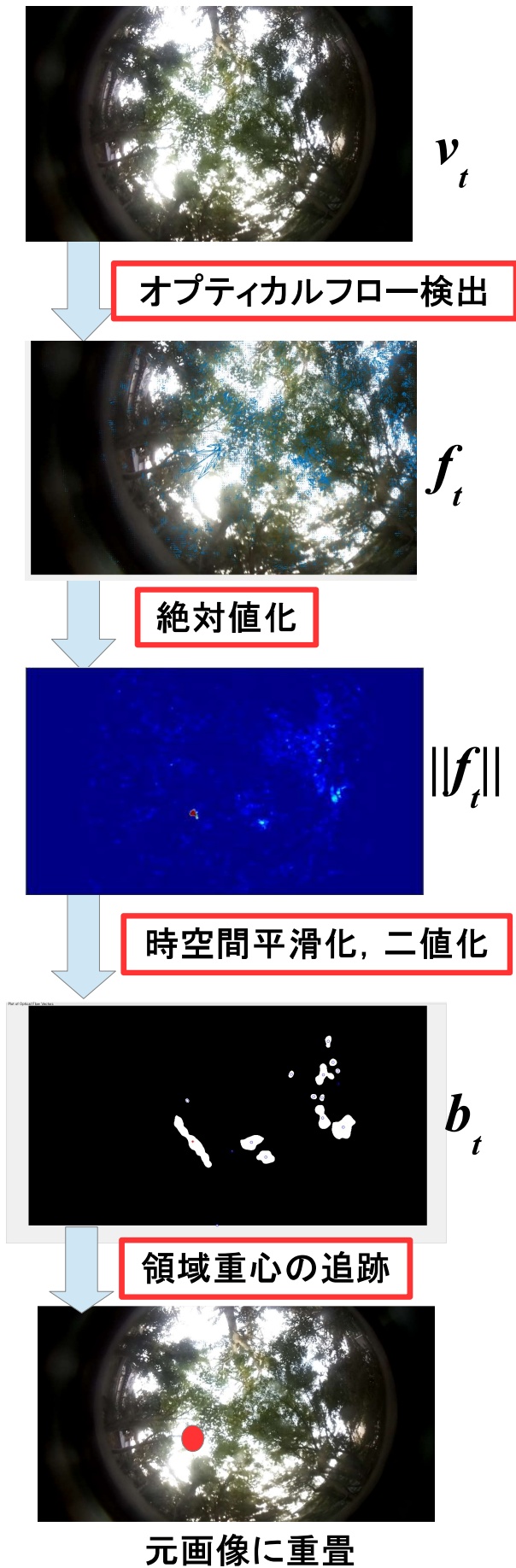


図 5: 鳥の動き検出の手順

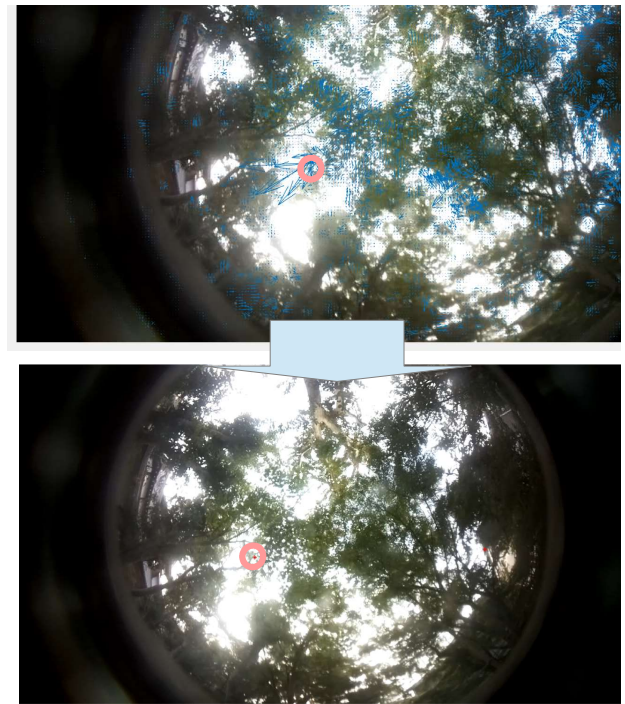


図 6: 風の強い場合の検出

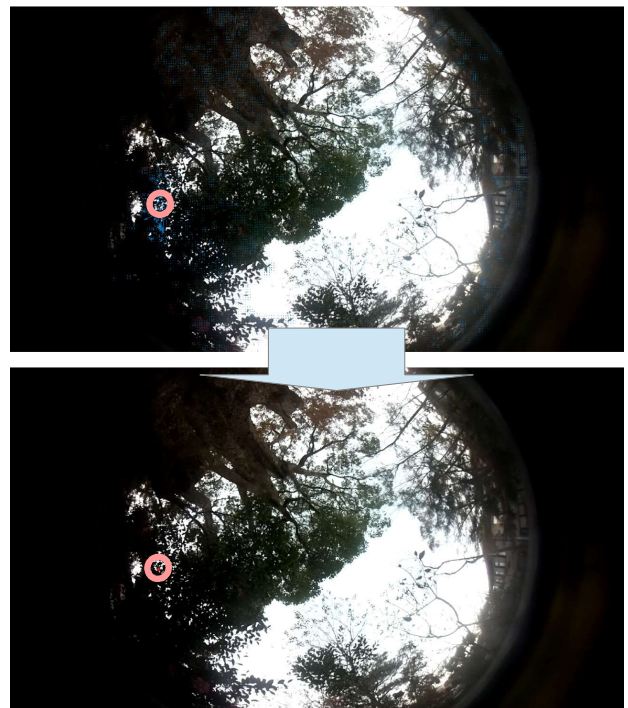


図 7: 鳥による枝の動きを検出



法を提案した。提案手法での課題は、背景となる木の風によるオプティカルフローと、鳥の行動によって生じたオプティカルフローを弁別する事であった。鳥の行動によって生じるオプティカルフローは、フローが生じる領域が鳥とともに移動するのに対し、風によるオプティカルフローは、ほぼ同じ位置で往復する。これを利用し、得られたオプティカルフロー画像に時空間的な平滑化をかけることで、風によるオプティカルフローを排除し、鳥の行動によるオプティカルフローを識別できるようになった。

現状、空間的平滑化のパラメータ  $\sigma_s$ 、時間方向の平滑化パラメータ  $\sigma_t$ 、二値化閾値  $\delta$ 、領域重心の移動距離に対する閾値  $\theta_l$ 、 $\theta_h$  は、主に風による画像背景の動きに対して調整が必要である。今後の課題は、風速などの環境に適応したパラメータの自動調整、処理の効率化等が考えられる。

## 謝辞

本研究はJSPS科研費 JP19KK0260 および JP20H00475 の助成を受けた。

## 参考文献

- [1] K. P. Able and S. A. Gauthreaux. Quantification of nocturnal passerine migration with a portable ceilometer. *Condor*, 77(1):92–96, Jan. 1975
- [2] I. Steiner, C. Bürgi, S. Werffeli, G. Dell’Omo, P. Valenti, G. Tröster, D. Wolfer, and H. P. lipp. A GPS logger and software for analysis of homing in pigeons and small mammals, *Physiol. Behav.*, 71(5):589–596, Dec. 2000.
- [3] Z. Gayk and D. Mennill. Pinpointing the position of flying songbirds with a wireless microphone array: Three dimensional triangulation of warblers on the wing. *Bioacoustics*, 29(4):1–12, May, 2019.
- [4] R. Yoshihashi, R. Kawakami, M. Iida, and T. Naemura. Bird detection and species classification with time-lapse images around a wind farm: Dataset construction and evaluation. *Wind Energy*, 20(12):1983–1995, Aug. 2017.
- [5] A. Takeki, T. Trinh, R. Yoshihashi, R. Kawakami, M. Iida, and T. Naemura. Combining deep features for object detection at various scales: Finding small birds in landscape images, *IPSSJ Trans. Comput. Vis. Appl.*, 8(5):1–7, Dec. 2016.
- [6] E. Verreycken, R. Simon, B. Quirk-Royal, W. Daems, J. Barber, and J. Steckel. Bio-acoustic tracking and localization using heterogeneous scalable microphone arrays. *Common Biology*, 4(1275):1–11, NOv. 2021.
- [7] S. Sumitani, R. Suzuki, T. arita, K. Nakadai, and H. Okuno. Non-invasive monitoring of the spatio temporal dynamics of vocalization among songbirds in a semi free flight environment using robot audition techniques. *Birds*, 2(2):158–172, April, 2021.
- [8] Y. Kawanishi, I. Ide, B. Chu, C. Matsuhira, M. A. Kastner, T. Komamizu, and D. Deguchi. Detection of Birds in a 3D Environment Referring to Audio Visual Information, *to appear in Proc. AVSS 2022*, Dec. 2022.
- [9] Bruhn, Andrés, Joachim Weickert, and Christoph Schnörr. Lucas/Kanade meets Horn/Schunck: Combining local and global optic flow methods. *International journal of computer vision*, 61.3 (2005): 211–231.
- [10] Farneback, G. Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion. *In Proceedings of the 13th Scandinavian Conference on Image Analysis*, 363 - 370. Halmstad, Sweden: SCIA, 2003.