

小領域移動物体検出における背景フローの弁別手法

Background-Flow Discrimination in Small Moving Object Detection

西田 健次^{1,2}* 糸山克寿³ 中臺一博⁴
Kenji Nishida^{1,2}, Katsutoshi Itoyama³, Kazuhiro Nakadai⁴

¹ 開志創造大学 情報デザイン学部設置準備室

¹ Kaishi University of Innovation (tentative name).

² 事業創造大学院大学

² The Graduate School of Entrepreneurial Studies

³ (株)ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン

³ Honda Research Institute Japan

⁴ 東京科学大学 工学院 システム制御系

⁴ Dept. of Systems and Control Engineering, School of Engineering, Institute of Science Tokyo

Abstract: 魚眼レンズによる全天画像から鳥の検出を行っている。全天画像内における鳥の画像は数画素から十数画素程度と小さく、形状による物体検出手法の適用は困難であるため、鳥の動きによって生じるオプティカルフローを利用した検出を行っている。その際、大きな課題となっているのは、鳥由来のオプティカルフローと風による樹木の動きによる背景のオプティカルフローとの弁別である。鳥由来のフローは狭い範囲から発生し、背景のフローはある程度広い範囲で同時に発生することを利用し、DoG(Difference of Gaussian)による空間的なフィルタリングによる弁別を提案してきたが、必ずしも十分な弁別性能は得られていなかった。一方で、数分程度の動画中に鳥が現れるのは全体でも数秒程度であり、一羽の鳥が現れているのは1秒に満たないことが多い。これに対して、背景のオプティカルフローは、一定の場所で繰り返し発生していると考えられる。そこで、時間方向での平均化フィルタリングを行うことにより、鳥由来のオプティカルフローを除去し、背景のオプティカルフローのみを取り出すことが可能と考えられる。本稿では、DoG フィルタのパラメータ、並びに、時間方向の平均化フィルタによる背景オプティカルフローの弁別手法の効果を検証する。

1 はじめに

野鳥の鳴き声による生態観察 [1] と並行して収録された魚眼レンズによる半球画像の動画から、鳥の存在するフレーム、および、その位置を検出することを目的としている。収録されている鳥の姿は、大きいもので20画素程度、小さいもので5画素程度であり、小物体検出の典型的な課題と言える。小物体検出における鳥の検出は、2023年の18th International Conference on Machine Vision and Applications (MVA) において、*Small Object Detection Challenge for Spotting Birds (SOD4SB)* [2] が開催され、異なるスケールのバウンディングボックスを重み付きで統合する手法 [3]、Swin Transformer を利用する手法 [4]、スケールに応じたバンドパスフィルターを用いる手法 [5] 等が挙げられ、70%から84%の平均精度 (AP) の性能が得られており、高評

価を得ている。しかし、本研究で対象とする鳥の大きさはSOD4SB データセットのほぼ下限と言ってよい大きさであり、形状による検出性能は期待できない。また、天頂に向けた画角となるため、鳥の姿はシルエットのみとなり色情報は期待できず、また、樹木、枝葉との重なりも多く、鳥の姿全体を確認できることは稀である。そこで、形状ではなく画像内での動きに着目して、鳥の検出を行う手法を検討してきた。我々の先行研究 [6] においては、各フレームから得られるオプティカルフロー強度画像を時空間方向に平滑化することによりノイズと背景の動きを軽減する手法、および、DoG (Difference of Gaussian) フィルタによって周辺よりも大きなオプティカルフロー強度を持つ領域を検出する手法 [7] を提案してきた。しかし前者では、5画素程度の小さいものを見落としており、後者では背景のオプティカルフローの除去が不足していた。本稿では、空間的 Gaussian フィルタリングと時間方向での平均化を組み合わせることによる時空間フィルタによる

*連絡先：開志創造大学 情報デザイン学部 (仮称) 設置準備室
新潟市中央区米山3-1-46
E-mail: nishida.kenji@kaishi.ac.jp



図 1: 全天画像の例

背景オプティカルフローの除去と鳥領域の検出について検証する。

2 動画データの概要とオプティカルフローによる鳥領域検出の課題

本稿で使用した動画データは、千葉県佐倉市内に設けた魚眼レンズによる半球（全天）画像であり、その内容は、日出日没の前後 1 時間、その他 1 時間ごとに 10 分ずつ録画したもので、同時にマイクロホンアレイによる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、樹木の多いもの、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)。

オプティカルフローの検出手法には、典型的な手法である Lucas-Kanade 法を採用した。鳥の動きによるオプティカルフローは、鳥が羽ばたき変形しながら移動するため、鳥の移動方向に限らず様々な方向へのフローが発生している。そのため、オプティカルフロー自体から鳥の移動方向などを定めることは難しく、オプティカルフロー強度の高い領域が鳥の存在する領域と考え、その領域を検出する。風が弱く背景となる樹木の動きが少ない場合でも、ノイズや微小な揺れによって背景にもオプティカルフローが発生するが、背景由来のフローに対して、鳥由来のフロー強度は大きいと考えられるため、適切な閾値を設定することで鳥領域を検出できる。一方、風が強く樹木が大きく動く場合には、背景由来のオプティカルフロー強度も大きくなるため、単純な閾値設定では鳥領域を検出することはできない。そこで、鳥の動きによるオプティカルフローと枝葉の動きによるオプティカルフローの性質の違いに着目した。鳥由来のオプティカルフローは、

- 数画素から十数画素程度の小領域から発生する
- フレーム間の移動量が比較的大きい

- 1 秒から数秒程度の短時間で消滅する

という性質を持ち、一方で、枝葉の風による動き由来のオプティカルフローは、

- 数十画素以上の広い領域で発生する
- フレーム間での移動量は比較的小さい
- 継続的に繰り返し発生する

という性質を持つ。鳥の領域は移動するため、時間方向にフロー強度を平均化した場合、それぞれの位置での平均フロー強度は小さなものとなると考えられる。一方で、枝葉によるフロー強度を時間方向に平均化した場合、同じ位置に繰り返し発生しているため、ある程度の平均フロー強度が保たれると考えられる。したがって、周辺領域よりも大きなフロー強度を持ち、かつ、短時間で移動消滅する領域が鳥の存在する領域であると推定できる。

3 鳥領域の検出手順

鳥領域の検出は、(a) 画像全体のオプティカルフロー強度の検出、(b) 鳥領域検出のため分散の小さな Gaussian フィルタによる空間的平滑化、(c) 背景領域フローの空間的平滑化のための分散の大きな Gaussian フィルタリング、(d) 平滑化された背景領域フローの時間方向での平均化、(e) b の鳥領域フローと d の時空間方向で平滑化された背景フローとの差分計算、(f) フロー強度差分の二値化の手順で行う (図 2)。これは、空間的な DoG フィルタと時間的な平均化フィルタの組み合わせとなり、空間的・時間的に周辺よりも大きなオプティカルフロー強度を持つ領域を検出するものとなる。

オプティカルフローの検出は標準的な Lucas-Kanade 法を用いた。この手法は、ある画素の時間的な輝度変化と画素周辺の空間的な輝度勾配をもとに、画像中の物体の移動量を推定するもので、式 (1) を解くことで計算される。

$$\frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v = -\frac{\partial I}{\partial t} \quad (1)$$

ここで、 I は画素の輝度値を示し、右辺は画素輝度値の時間的な変化である。左辺 $\partial I/\partial x$, $\partial I/\partial y$ は、画素周辺の空間的輝度勾配を示し、 u, v は画像中の x, y 方向への移動量を示す。

Lucas-Kanade 法によるオプティカルフローは、画像中の輝度勾配に沿った方向に検出される性質があるため、小領域が移動する場合には、その周りに様々な方向のオプティカルフローが検出されることになる。そのため、オプティカルフローの方向成分は用いず、オプティカルフローの強度のみを用いることとした。ま

オプティカルフロー検出
赤丸の箇所を鳥が飛んでいる

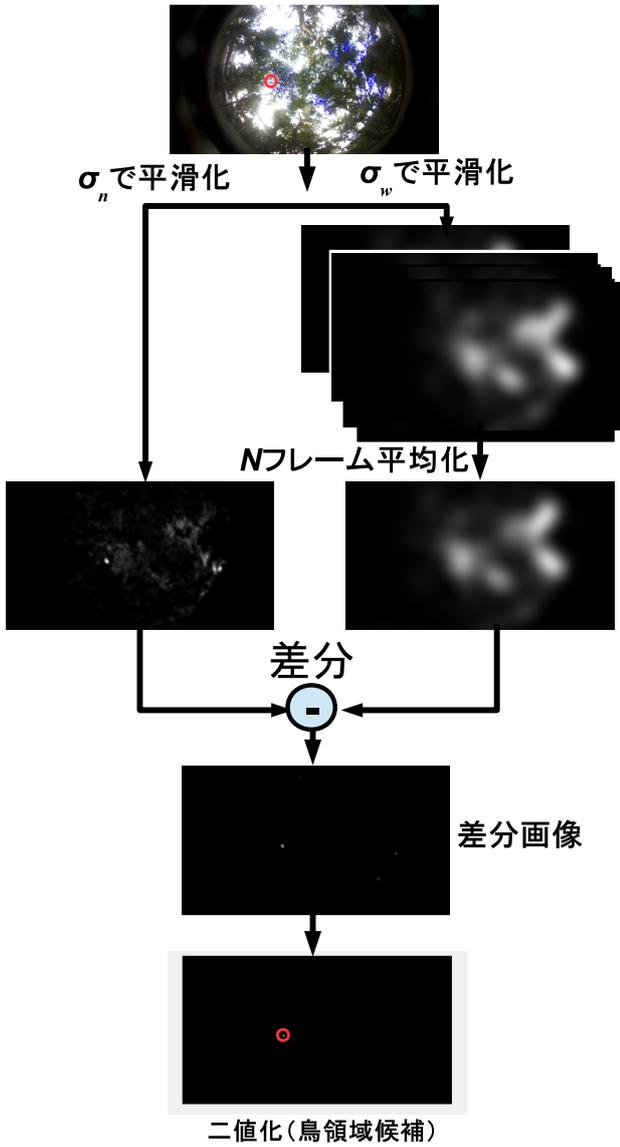


図 2: 鳥領域検出手順

た, オプティカルフロー強度に対して Gaussian フィルタをかけることによって, 移動物体 (鳥) の大まかな中心位置を求めることとした.

オプティカルフロー強度の Gaussian フィルタリングは式 (2) で定義される.

$$\bar{F}(x, y) = \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k G(i, j, \sigma) \cdot F(x + i, y + j) \quad (2)$$

ここで, ガウス関数 $G(i, j, \sigma) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{i^2+j^2}{2\sigma^2}\right) \right)$ であり, F はオプティカルフロー強度, \bar{F} は空間的に平滑化されたフロー強度, x, y は画像中の座標をしめし, k はフィルタのカーネルサイズである. 鳥領域検出のためには小さな分散 σ_n を適用し \bar{F}_n , 背景フロー平滑化のためには大きな分散 σ_w を適用し \bar{F}_w とした.

平滑化された背景フロー強度 \bar{F}_w に対して, 更に時間方向での平滑化のために平均化フィルタリングを行い, 時空間方向で平滑化したフロー強度 \dot{F}_w を求めた (式 3).

$$\dot{F}_w(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=-N}^0 \bar{F}_w(x + i) \quad (3)$$

ここで, N は平均化を行うフレーム数である.

式 (2) で求めた \bar{F}_n と, 式 (3) で求めた時空間平滑化されたフロー強度 \dot{F}_w の差分をとり, 二値化することにより, 鳥領域の候補 B とした (式 (4)).

$$B = T(\bar{F}_n - \dot{F}_w, \theta). \quad (4)$$

ここで, T は二値化関数を示し, θ は二値化の閾値を示す.

4 実験結果

鳥由来のオプティカルフローと背景由来のオプティカルフローの弁別を検証するため, 風が強く枝葉の動きの大きな動画での実験を行った. 図 3 に, 実験に用いた動画中で鳥が存在するフレームを示す. 画像全体で枝葉の動きによるオプティカルフローが発生しており, 左下を鳥が通過している. 図 4 はオプティカルフロー強度画像に対して鳥領域検出のための小さな分散 $\sigma_n = 5$ による空間的平滑化を行った画像であり, 図 5 は背景フロー検出のための大きな $\sigma_w = 40$ による空間的平滑化を行った画像である. 図 6 は, 図 5 に対して過去 30 フレームの平均化を行い時空間平滑化した画像であり, 左下の鳥領域がほぼ消えていることがわかる.

小さな分散による空間的平滑化画像 (図 4) と時空間平滑化画像 (図 6) の差分を取り (図 7), 二値化したものが図 8 であり, 鳥領域の候補となる.



図 3: 鳥の存在するフレーム

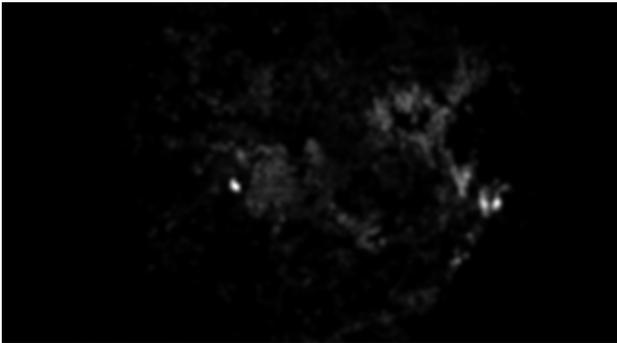


図 4: 小さな分散による空間平滑化

抽出された鳥領域候補のうち、1フレームのみで消えてしまうもの、連続するフレームで位置の変化しないものを除くことで、枝葉による背景フローをさらに取り除くことができる。

5 考察：パラメータの影響

今回採用した手法では、ガウス関数の二種類の分散 (σ_n, σ_w)、時間方向平均化のためのフレーム数 N 、二値化閾値 θ のパラメータを設定する必要があり、これらは撮影された鳥の大きさ、風の強さによる枝葉の動



図 5: 大きな分散による空間平滑化

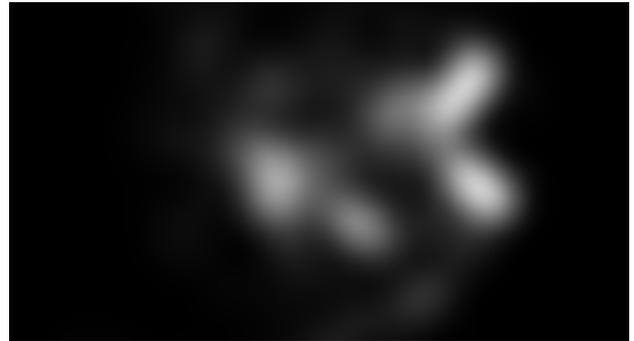


図 6: 30 フレーム平均化による時空間平滑化

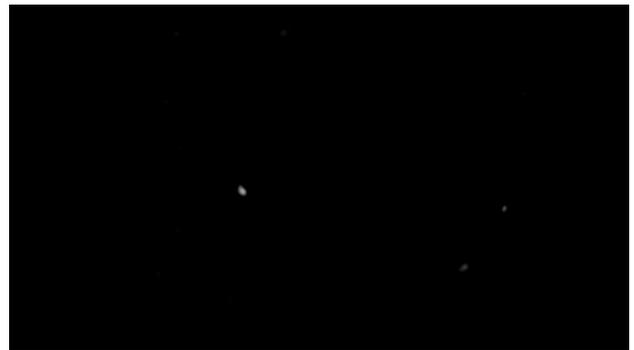


図 7: 小分散平滑化画像と時空間平滑化画像との差分

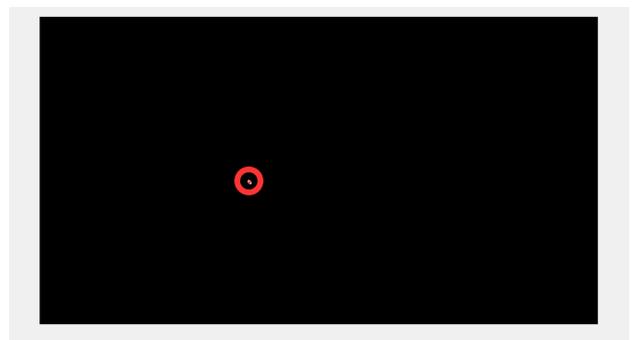
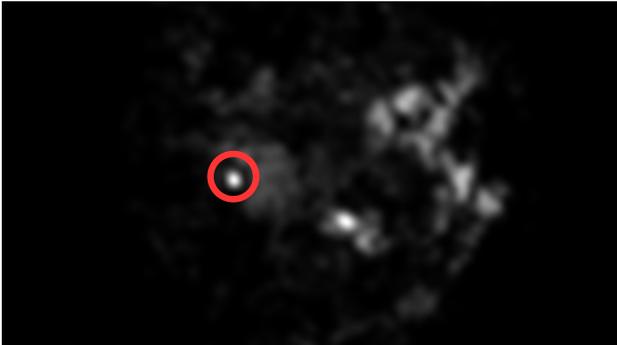


図 8: 二値化による鳥領域候補検出

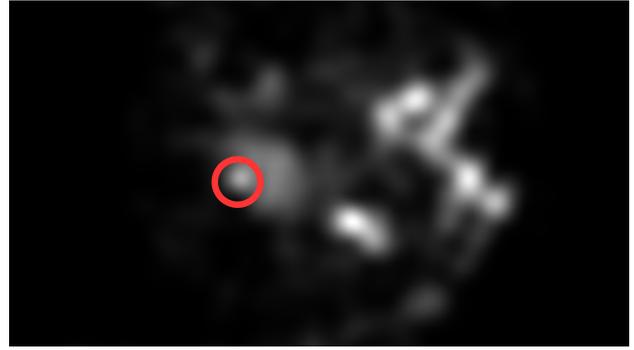


(a) $\sigma_n=2$ 鳥候補領域が狭く、中心を求めにくい

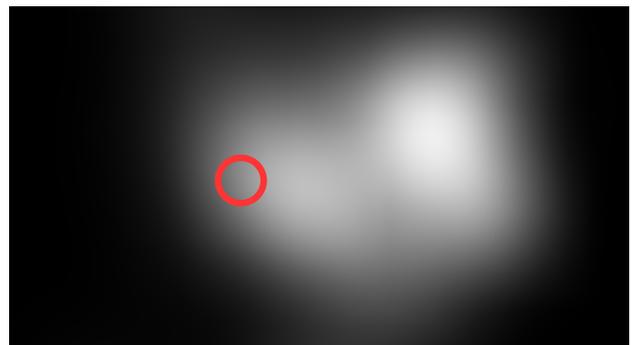


(b) $\sigma_n=10$ 背景フローとの区別が付きにくい

図 9: 小分散 σ_n の影響



(a) $\sigma_w=20$ 鳥候補領域と背景との区別が付きにくい



(b) $\sigma_w=100$ 背景フロー広がりすぎ鳥領域との区別がつかない

図 10: 大分散 σ_w の影響

きなどの撮影条件などを考慮して設定する必要がある。例えば、 σ_n に関しては、小さすぎれば鳥としてとらえられる領域が小さく検出しにくくなり (図 9(a)), 大きすぎれば鳥領域を見逃す可能性が高くなる (図 9(b)). σ_w に関しては、小さければ背景フローが平滑化されないため鳥領域との差分が小さくなり (図 10(a)), 大きすぎれば背景フローの領域が広がりすぎ鳥候補領域の検出が難しくなる (図 10(b)). 時間方向平均化のフレーム数に関しては、枝葉の動きの周期を考慮して 1 秒相当 (30 フレーム) と設定したが、枝葉の動きの周期によっては調整が必要となる。

6 結論と今後の課題

本稿では、鳥の動きによるオプティカルフローと背景となる枝葉の動きによるオプティカルフローの弁別手法について検討した。先行研究 [7] において、局所的に周辺よりも強い強度を持つ小領域を強調する DoG フィルタを適用することにより、大まかには除去できることが示されたが、背景のオプティカルフローを除去しきれてはいなかった。背景の枝葉の動きは、ほぼ同じ位置で繰り返し発生することから、オプティカルフロー強度の時間方向の平均をとることにより、背景

のオプティカルフロー領域を特定することにより、鳥領域候補を絞り込むことに成功した。また、ガウス関数の分散の組み合わせの影響についても検討した。今後の課題として、オプティカルフロー強度を平滑化の際のガウス関数の分散の組み合わせ、時間方向の平均化フィルタに入力するフレーム数など、実際の条件に合わせて調整し、最適なパラメータを定めていく必要がある。

参考文献

- [1] Shinji Sumitani, Reiji Suzuki, Takaya Arita, Kazuhiro Nakadai, and Hiroshi G. Okuno. Non-invasive monitoring of the spatio-temporal dynamics of vocalizations among songbirds in a semi free-flight environment using robot audition techniques. *Birds*, Vol. 2, No. 2, pp. 158–172, 2021.
- [2] Yuki Kondo, Norimichi Ukita, Takayuki Yamaguchi, Hao-Yu Hou, Mu-Yi Shen, Chia-Chi Hsu, En-Ming Huang, Yu-Chen Huang, Yu-Cheng Xia, Chien-Yao Wang, Chun-Yi Lee, Da Huo, Marc A. Kastner, Tingwei Liu, Yasutomo Kawanishi, Takatsugu Hirayama, Takahiro Komamizu,

- Ichiro Ide, Yosuke Shinya, Xinyao Liu, Guang Liang, and Syusuke Yasui. Mva2023 small object detection challenge for spotting birds: Dataset, methods, and results. In *2023 18th International Conference on Machine Vision and Applications (MVA)*, pp. 1–11, 2023.
- [3] Hao-Yu Hou, Mu-Yi Shen, Chia-Chi Hsu, En-Ming Huang, Yu-Chen Huang, Yu-Cheng Xia, Chien-Yao Wang, and Chun-Yi Lee. Ensemble fusion for small object detection. In *2023 18th International Conference on Machine Vision and Applications (MVA)*, pp. 1–6, 2023.
- [4] Da Huo, Marc A. Kastner, Tingwei Liu, Yasutomo Kawanishi, Takatsugu Hirayama, Takahiro Komamizu, and Ichiro Ide. Small object detection for birds with swin transformer. In *2023 18th International Conference on Machine Vision and Applications (MVA)*, pp. 1–5, 2023.
- [5] Yosuke Shinya. Bandre: Rethinking band-pass filters for scale-wise object detection evaluation. In *2023 18th International Conference on Machine Vision and Applications (MVA)*, pp. 1–5, 2023.
- [6] 西田健次, 糸山克寿, 中臺一博. 低解像度画像からの小領域物体の検出手法の検討. 人工知能学会第二種研究会資料, Vol. 2022, No. Challenge-061, pp. 9–13, 2022.
- [7] 西田健次, 糸山克寿, 中臺一博. 動画中の稀少イベントとしての小領域移動物体の検出手法. 人工知能学会第二種研究会資料, Vol. 2024, No. Challenge-064, pp. 11–15, 2024.