

## 痕跡を用いた野生動物の個体識別手法の提案

Proposal of a method for identification of wild animal individuals using traces.

後藤 逸兵<sup>†</sup> 松田 裕貴<sup>†‡</sup> 諏訪 博彦<sup>†‡</sup> 安本 慶一<sup>†</sup>  
 Ippei Goto Yuki Matsuda Hirohiko Suwa Keiichi Yasumoto

### 1. はじめに

農林水産省によると、令和2年度の野生鳥獣による農作物被害状況は、被害金額が約161億円（対前年2%増）、被害面積は約4万3千ha（対前年10%減）、被害量が約45万9千t（対前年0.4%増）となっている[1]。中でもシカによる農作物被害は約56億円と全体の中でも約半分を占めている。林野庁による森林被害の報告においても、シカによる枝葉の食害や剥皮被害が全体の約7割を占めており、シカによる獣害被害は深刻な状況となっている[2]。環境省と農林水産省では、生態系や農林水産業等に深刻な被害を及ぼしているシカ、イノシシに対し、その生息頭数を10年後（令和5年度）までに半減させることを目指す「抜本的な鳥獣捕獲強化対策」を、平成25年12月に策定しており、早急な獣害対策が求められている[3]。効率的な獣害対策を行うには、生息数の把握が重要となってくる。ある一定の地域内に、過剰な個体数が存在する場合、動物が人間のテリトリーに侵入する可能性が高く、人間と動物の衝突につながる。野生動物群の効果的なモニタリングシステムはその数を管理するのに役立つ。

生息数の把握には、個体識別技術が重要となってくる。野生動物の個体識別は通常、顔、視覚パターン、足跡、鼻紋などの動物のバイオメトリクスの特徴に基づいて行われおり、古くは経験や勘で野生動物の個体識別を行っていた[4]。現在、最も用いられている個体識別手法として、GPSや電子タグを取り付ける侵襲的な手法があげられる[5]。しかし、電子タグやGPSは高価な上、取り付けの際に動物（特に大きな）に接近するリスクが存在している。また、動物にデバイスを取り付けるのは動物福祉に配慮した方法ではないので、非侵襲的な個体識別手法が求められている。そこで、図1に示すような模様・足跡・顔・フン・鳴き声などの特徴から識別を行う非侵襲的な方法が提案されている[6, 7]。

直接カメラで野生動物を観測することが望ましいが、生息域全範囲をカメラでカバーすることはコストを考えると不可能である。そこで、本研究では痕跡（例えば、足跡、食害跡、爪痕、フンなど）を用いて野生動物のセ

ンシングを行う。これらの痕跡を活用することで、リアルタイムに動物をセンシングする必要がなくなり、時間的な制約から解放される。しかし、単独で痕跡のセンシングを行うには、とてつもない労力がかかり、非効率である。そこで、本研究では痕跡の収集にユーザ参加型センシングを活用する。

ユーザ参加型センシングとはコミュニティ（または他のグループ）がセンシング情報を提供し、知識体系を形成するという概念である[8]。ユーザ参加型センシングは、都市に点在する一般ユーザがセンシングに参加することから、様々な事象を対象とする都市センシング（例えば、街の騒音状況[9]、夜間道の明るさ[10]、桜の開花状況[11]）において網羅的なデータ収集が可能となる。

本稿では、ユーザが撮影した足跡などの痕跡画像から特徴量を抽出し、その特徴量から動物種の同定・個体識別を行う手法を提案する。本稿の構成は以下の通りとする。2章では、野生動物のセンシング手法や個体識別手法に関する関連研究について述べる。3章では、提案システムの概要と提案手法について述べる。4章では本稿のまとめと今後の展望について述べる。

### 2. 関連研究

本研究では、ユーザが撮影した画像から特徴量を抽出し個体の識別を行う。そこで、本章では、まず野生動物のセンシングに関する研究、野生動物の個体識別に関する研究について述べる。その後、個体識別を行う上で重要な技術となるセグメンテーションについて述べる。

#### 2.1 野生動物のセンシングに関する研究

野生動物のデータ収集は主にカメラトラップ・UAVなどで行われている[13]。カメラトラップは、人手を介さずにモーションセンサを作動させ、遠隔地から自動的に動画や画像を記録することが可能な装置である。しかし、既存のカメラトラップでは空画像（動物が映っていない画像）を大量に生成してしまうので、手動でのデータ分類に時間がかかってしまう。そこで、野生動物の効率的なモニタリング手法に関する研究が行われている。Andyらは野生動物モニタリングのためのエンドツーエンドの分散型IoTシステムであるWhere's The Bear (WTB)の提案を行った[14]。WTBは、機械学習ベースの画像処理における多層（クラウド、エッジ、センシング）シス

<sup>†</sup> 奈良先端科学技術大学院大学, Nara Institute of Science and Technology

<sup>‡</sup> 理化学研究所,RIKEN



(a) シカの痕跡

(b) イノシシの痕跡

図 1: 野生動物の痕跡例 (文献 [12] より引用)

テムを実装し、モーショントリガー付きのカメラトラップからの画像内の動物を自動的に分類することが可能となっている。Zualkernan らは IoT とディープラーニング、LoRaWAN 低消費電力広域ネットワークを使って、エッジデバイスで深層学習を使用し、動物の分類結果をモバイルアプリに伝える IoT アーキテクチャを提案した [15]。カメラトラップには、空画像を大量に生成してしまい、通信帯域の圧迫、記憶媒体の定期的なメンテナンスが必要といった問題点が存在している。Cunha らは、カメラトラップにおける空画像の分類作業において、エッジデバイスでの検出器と分類器の性能比較を行っている [16]。福田らは設置型センサを用いた野生動物（日本ミツバチ）のセンシングを行った [17]。

## 2.2 動物の個体識別に関する研究

非接触な動物の個体識別には通常、体形の特徴、足跡の特徴、顔の特徴、鳴き声、模様に基づいて行われている。Lahiri らは、シマウマの模様をもとに個体識別を行っている [6]。Jewell らは、クロサイの足跡から個体を識別するための非侵襲的な技術を開発している [7]。13 個の特徴点を画像上に手動で配置し、合計 77 個の特徴量（長さや角度）を生成し、特徴量の検討を行った。30 個の特徴量を用いて個体識別を行った結果 88% の精度が得られた。Binbin らは、足跡識別技術（FIT）を用いて、ジャイアントパンダの個体の識別と性別を決定する非侵襲的な技術を提案を行った [18]。個体識別の精度は、足跡が 6 つ以上ある個体で 90 % 以上、1 つ足跡が少ない個体で 89 % であった。Ferreira らが行った研究では、データ収集のためにカメラを使用し、実験室および野生環境

下での深層学習アルゴリズムの適用による鳥の自動個体識別の実現可能性について肯定的な結果を得ている [19]。Sherley らが行った研究では、アフリカペンギンの胸にあるユニークなバイオメトリクスを使用し、1 万回の比較で 1 回の誤検出という高い成功率を得た [20]。これらの方法は、動物へのストレスを最小限に抑えた理想的な方法である。しかし、環境条件からくる課題もまだ残っている。照明不足、露出オーバー、曇り、雨などの環境条件は、個体の識別のために画像の解像度に影響を及ぼす可能性がある [13]。

## 2.3 セグメンテーション

先行研究では、足跡などの境界部分などを手作業で抽出しているため、人為的なばらつきや訓練が必要となっている。そのため、足跡などの痕跡の抽出が効率的で費用対効果の高いデータ収集の障害の 1 つになっている。足跡などの痕跡から境界を自動的に抽出する画像処理手法として、イメージセグメンテーションがある。ここ数十年間で様々な研究がなされ、グラフカット、動的輪郭モデルであるレベルセット法に基づくアプローチがよく用いられてきた [21, 22]。しかし、これらの手法は処理に時間がかかる上に、シーンに多数の物体が配置されて複数の異なる意味クラスの物体・背景が登場していると、それほど正確には領域分割ができない問題を抱えていた。畳み込みニューラルネットワーク（CNN）の台頭により、高精度かつ短時間の推論時間で、画像認識の各種問題が解けるようになってきている。近年では、イメージセグメンテーションに CNN をバックボーンとしたセマンティックセグメンテーションが用いられ

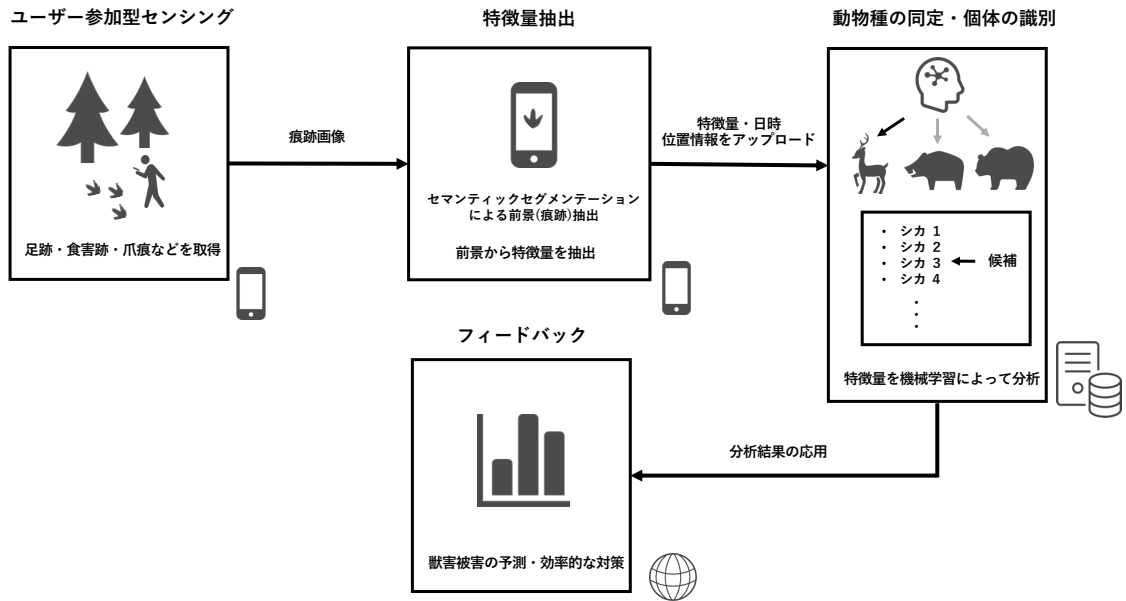


図 2: 本システムの概要図

ている。セマンティックセグメンテーション (Semantic Segmentation) とは、画像内の全面素にラベルやカテゴリを関連付けるディープラーニングのアルゴリズムである [23]。特徴的なカテゴリを形成する画素の集まりを認識するために使用され、自動運転、医療用画像処理、工業用検査など幅広い用途で使用されている [24]。FCN (Fully Convolutional Networks) は、全結合層を持たず畳み込み層のみで構成されており、入力画像のピクセル単位でセグメンテーションを行う [23]、Encoder-Decoder 型の FCN である Segnet [25]、低次元の特徴を高次元の特徴へスキップして結合する skip connection を採用した U-net [26]、Spatial Pyramid Pooling を用いリッチな周辺コンテキストを得ることで高精度のセマンティックセグメンテーションを可能とした PSPNet [27]、Spatial Pyramid Pooling と Encoder-Decoder 構造の両方の利点を組み合わせた DeepLab v3+ [28] などが代表的な手法である。最近の研究としては自然言語処理技術である Transformer [29] を応用したモデルが提案されている [30]。

## 2.4 先行研究の課題

以上に示す通り、先行研究ではカメラトラップなど固定位置でのセンシング手法がほとんどであり、得られた画像から手動で領域を決定し特徴量の抽出を行っている。そこで、本研究では時間・空間に縛られないユーザ参加型センシングを痕跡収集に使用し、セマンティックセグ

メンテーションを用いて自動的に痕跡の領域抽出を行い、得られた痕跡をもとに動物種・個体を識別する手法を提案する。

## 3. 提案システム

本章では、提案システムの概要について述べる。提案するシステムの概要図を図 2 に示す。その後、提案手法を実現するために、ユーザ参加型センシング、特徴量抽出手法、動物種の同定・個体識別手法を行う手法について述べる。

### 3.1 提案システムの概要

提案システムは、1) ユーザ参加型センシング部、2) 特徴量抽出部、3) 動物種の同定・個体の識別部、4) フィードバック部から構成される。特徴量抽出部では、ユーザ参加型センシングで収集した画像から、セマンティックセグメンテーションを行い、前景(痕跡)と背景の分離を行う。その後、得られた前景をもとに、特徴量抽出を行う。最後に、抽出した特徴量をもとに、動物種の判別を行い、個体識別を行う。

### 3.2 ユーザ参加型センシング

本研究ではユーザ参加型センシングを用いて、野生動物の痕跡をセンシングする。図 3 にユーザ参加型センシングに用いるアプリケーションのイメージを示す。アプリケーションはエッジデバイスで処理を行う痕跡撮影画面・特徴量抽出画面、クラウドで処理を行う推論・フィー

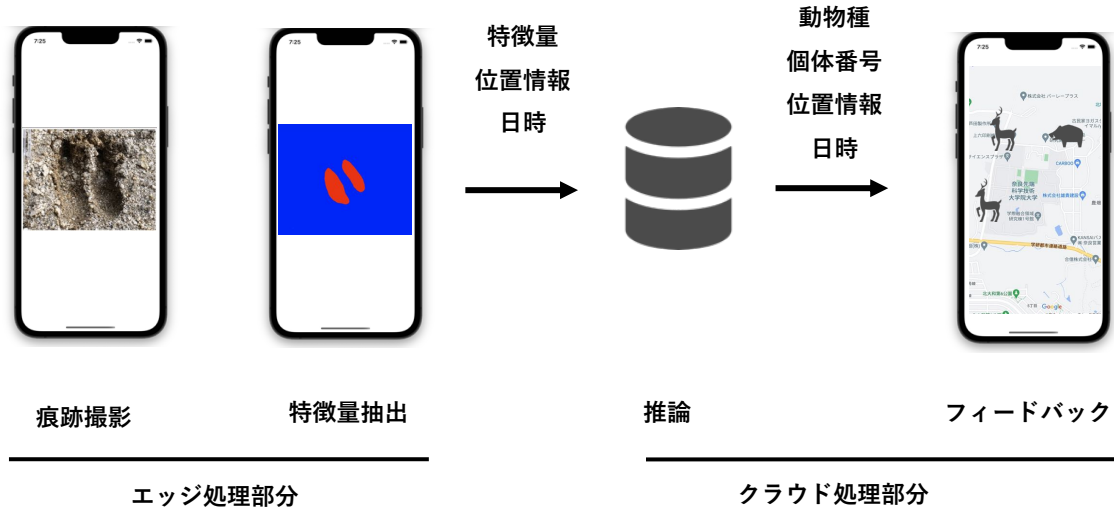


図 3: ユーザ参加型センシングのアプリケーションイメージ

ドバック画面から構成されている。提案システムはユーザが取得した画像をもとに動物種の判断・個体識別を行う。そのため、ユーザは野外や森林にいたことが想定される。この状況下では、通信環境が安定しているとは考えにくいので、ユーザが撮影した画像はエッジデバイス（スマートフォン）で処理を行い、特微量を抽出することが望ましい。また、この時撮影した位置情報・時間の記録も行う。これらの情報は通信環境が安定している場所で、ユーザが任意のタイミングでサーバーに送信を行い、サーバー上で推論を行い、動物種・個体の判断を行う。参加ユーザは自分のセンシング結果のみならず、センシングに参加したユーザすべてのセンシング結果を確認可能となっている。

### 3.3 特微量抽出手法の検討

本研究では通信環境の不安定な山中での使用を想定している。そのためエッジデバイス上で高速に処理可能な手法が求められる。リアルタイムで動作可能なセマンティックセグメンテーション手法として BiSeNet [31], HyperSeg [32] などが提案されている。本研究ではこれらのモデルをもとに痕跡の学習を行い、モデルの比較・検討を行う。図 1 からわかるように、フンや足跡といった痕跡からイノシシとシカの判別は可能である。しかし、カメラデバイスを用いて個体識別を行うとなると、フンからユニークなバイオメトリクスを見つけ出すのは難しい。一方、足跡は比較的個体差が出やすいと考えられる。

Jewell らの研究では足跡からの個体識別を行うため、手動で特徴点を設定し、個体識別を行った [7]。つまり、半自動的な手法であるといえる。そこで本研究ではこの問題を解決するために、自動で特徴点を算出するアルゴリズムの検討を行う。足跡を垂直に撮ることが理想だが、各ユーザの撮影環境によって、ばらつきが生じてしまうと考えられる。そこでロバストな特微量を抽出するために、足跡の向きを揃えることは重要である。図 1 に示した足跡のように、足跡は縦に長い特徴があるので、この特徴を利用して回転処理を行う。画像  $I(x, y)$  の座標  $x, y$  に対して式 (1) で  $10^\circ$  ずつ回転処理を行い、 $x', y'$  に変換を行う。次に式 (2) に示すように回転処理を行った画像  $I(x', y')$  から列の合計値を算出し、符号関数で出力を決める。列ごとの符号関数の出力を合計した際に、一番値が小さくなるような  $\theta$  を採用する。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\theta = \underset{\theta \in [0^\circ, 10^\circ, 20^\circ, \dots, 350^\circ]}{\operatorname{argmin}} \left[ \sum_{i \in X} \operatorname{sgn} \left( \sum_{j \in Y} I(x', y') \right) \right] \quad (2)$$

ここで  $i$  は列のインデックスであり、 $j$  は行のインデックスである。回転処理を行った画像に、特徴点を設定する。図 4 に想定される特徴点を示し、表 1 に各点の説明



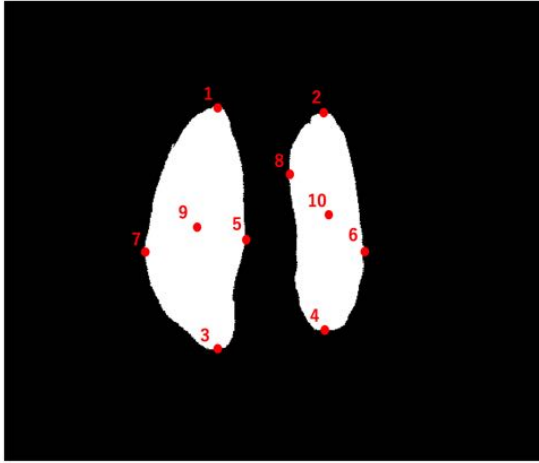


図 4: 想定される特徴点

を記述する。取得した特徴点をもとに、特徴点間の長さ、角度、各領域の重心、面積、比率などの特徴量の抽出を行う。しかし、画像中の足跡の大きさは、個体差のみに影響されず、カメラパラメータにも影響されることを考慮しなければならない。そこで、足の長軸直径などをもとにスケールリングを行うことが必要である。

### 3.4 動物種の同程・個体識別手法の検討

本研究から得られる特徴量からの分類には、サポートベクターマシーン (SVM) [33], ランダムフォレスト [34], LightGBM [35], といった手法が有効だと考えられる。これらの手法をもとに、動物種・個体の識別について比較・検討を行う。

### 3.5 フィードバック

本研究では、動物種・個体を識別するだけでなく、フィードバックを行い効率的な獣害対策の支援も行う。そのため、3.2 項で述べたように各ユーザがセンシングした結果は、全てのユーザが確認可能とする。野生動物の生息状況をマッピングすることで、効率的なワナの設置を行うことができ、生息数の抑制に繋げることができる。また、現場の方に調査を行い、より有用なフィードバック手法の検討も行う。

## 4. まとめ

本稿では、ユーザ参加型の痕跡画像を用いた動物種・個体の識別システムの提案を行った。山中で使用することを想定し、エッジデバイス上でセマンティックセグメンテーションを用いた前景抽出、前景からの特徴量の抽出、特徴量の分類を行う手法についての提案を行った。今後の研究では、実際に個体と痕跡を紐づけが可能な環境下でデータセットの作成を行い、提案システムの評価を行う。その後、アプリを開発するとともに、実際の山

表 1: 想定される特徴点

| 番号 | 定義       |
|----|----------|
| 1  | 左側領域の最上点 |
| 2  | 右側領域の最上点 |
| 3  | 右側領域の最下点 |
| 4  | 左側領域の最下点 |
| 5  | 右側領域の最右点 |
| 6  | 左側領域の最右点 |
| 7  | 右側領域の最左点 |
| 8  | 左側領域の最左点 |
| 9  | 右側領域の重心点 |
| 10 | 左側領域の重心点 |

中でユーザ参加型センシングの実験を行い、提案手法の有効性を検証する予定である。

## 参考文献

- [1] 農林水産省. 全国の野生鳥獣による農作物被害状況について (令和 2 年度). 2021. [https://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozyu/higai/hogai\\_zyoukyou/](https://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozyu/higai/hogai_zyoukyou/).
- [2] 林野庁. 野生鳥獣による森林被害. 2022. <https://www.rinya.maff.go.jp/j/hogo/higai/tyouju.html>.
- [3] 農林水産省環境省. 抜本的な鳥獣捕獲強化対策. 2013. <https://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozyu/higai/pdf/kyouka.pdf>.
- [4] Edwin H. Blake. Extended Abstract a Field Computer for Animal Trackers. In *CHI '02 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '02, pp. 532–533, 2002.
- [5] Manuela Fischer, Kate Parkins, Kean Maizels, Duncan R Sutherland, Blake M Allan, Graeme Coulson, and Julian Di Stefano. Biotelemetry marches on: A cost-effective gps device for monitoring terrestrial wildlife. *PLoS one*, Vol. 13, No. 7, p. e0199617, 2018.
- [6] Mayank Lahiri, Chayant Tantipathananandh, Rosemary Warungu, Daniel I Rubenstein, and Tanya Y Berger-Wolf. Biometric animal databases from field photographs: identification of individual zebra in the wild. In *Proceedings of the 1st ACM*

- international conference on multimedia retrieval*, pp. 1–8, 2011.
- [7] Zoë C Jewell, Sky K Alibhai, and Peter R Law. Censusing and monitoring black rhino (*Diceros bicornis*) using an objective spoor (footprint) identification technique. *Journal of Zoology*, Vol. 254, No. 1, pp. 1–16, 2001.
- [8] Jeffrey A Burke, Deborah Estrin, Mark Hansen, Andrew Parker, Nithya Ramanathan, Sasank Reddy, and Mani B Srivastava. Participatory sensing. 2006.
- [9] Eiman Kanjo. NoiseSPY: A Real-Time Mobile Phone Platform for Urban Noise Monitoring and Mapping. *Mob. Netw. Appl.*, Vol. 15, No. 4, pp. 562–574, 2010.
- [10] 松田裕貴, 新井イスマイル. スマートフォン搭載照度センサの集合知による網羅的な街灯情報収集システムの開発. *情報処理学会論文誌*, Vol. 55, No. 2, pp. 750–760, 2014.
- [11] Shigeya Morishita, Shogo Maenaka, Daichi Nagata, Morihiko Tamai, Keiichi Yasumoto, Toshinobu Fukukura, and Keita Sato. SakuraSensor: Quasi-Realtime Cherry-Lined Roads Detection through Participatory Video Sensing by Cars. In *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '15, pp. 695–705, 2015.
- [12] 農林水産省. いま各地でおきている鳥獣被害を考える. 2022. [https://www.maff.go.jp/j/pr/aff/2201/spe1\\_01.html](https://www.maff.go.jp/j/pr/aff/2201/spe1_01.html).
- [13] Rodrigo S. Jamisola Jr Tinao Petso and Dimane Mpoeleng. Review on methods used for wildlife species and individual identification. Vol. 68, 2021.
- [14] Andy Rosales Elias, Nevena Golubovic, Chandra Krintz, and Rich Wolski. Where’s the Bear? - Automating Wildlife Image Processing Using IoT and Edge Cloud Systems. In *2017 IEEE/ACM Second International Conference on Internet-of-Things Design and Implementation*, IoTDI, pp. 247–258. IEEE, 2017.
- [15] Salam Dhou Jacky Judas Ali R. Sajun Brylle R. Gomez Zualkernan, Imran and Lana A. Husain. An IoT System Using Deep Learning to Classify Camera Trap Images on the Edge. Vol. 11, 2022.
- [16] Fagner Cunha, Eulanda M. dos Santos, Raimundo Barreto, and Juan G. Colonna. Filtering Empty Camera Trap Images in Embedded Systems. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, CVPR Workshops, pp. 2438–2446, 2021.
- [17] 福田修之, 松田裕貴, 吉川浩. Lpwa を用いたエナジーハーベストなニホンミツバチの巣箱センシングシステムの開発. 第 27 回社会情報システム学シンポジウム, ISS27, pp. 1–7, 2021.
- [18] Binbin V. Li, Sky Alibhai, Zoe Jewell, Desheng Li, and Hemin Zhang. Using footprints to identify and sex giant pandas. *Biological Conservation*, Vol. 218, pp. 83–90, 2018.
- [19] André C Ferreira, Liliana R Silva, Francesco Renna, Hanja B Brandl, Julien Renoult, Damien R Farine, Rita Covas, and Claire Doutrelant. Deep learning-based methods for individual recognition in small birds. *Methods in Ecology and Evolution*, Vol. 11, pp. 1072–1085, 2020.
- [20] RB Sherley, T Burghardt, PJ Barham, IC Cuthill, and NW Campbell. Spotting the difference: towards fully-automated population monitoring of african penguins *spheniscus demersus*. *Endangered Species Research*, Vol. 11, No. 2, pp. 101–111, 2010.
- [21] Jianbo Shi and Jitendra Malik. Normalized cuts and image segmentation. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 731–737, 1997.
- [22] Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on hamilton-jacobi formulations. *Journal of Computational Physics*, Vol. 79, No. 1, pp. 12–49, 1988.
- [23] Trevor Darrell. Jonathan Long, Evan Shelhamer. Fully convolutional networks for semantic segmentation.

- [24] D. Forsyth and J. Ponce. Computer vision: a modern approach. In *Prentice Hall Professional Technical Reference*, 2002.
- [25] Alex Kendall Vijay Badrinarayanan and Roberto Cipolla. Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation. In *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 39, p. 2281–2459, 2017.
- [26] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In Nassir Navab, Joachim Hornegger, William M. Wells, and Alejandro F. Frangi, editors, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, MICCAI 2015, pp. 234–241, 2015.
- [27] Hengshuang Zhao, Jianping Shi, Xiaojuan Qi, Xiaogang Wang, and Jiaya Jia. Pyramid scene parsing network. In *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, CVPR, pp. 6230–6239, 2017.
- [28] Liang-Chieh Chen, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian Schroff, and Hartwig Adam. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, ECCV, pp. 833–851, 2018.
- [29] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. In I. Guyon, U. Von Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 30, 2017.
- [30] Sixiao Zheng, Jiachen Lu, Hengshuang Zhao, Xiatian Zhu, Zekun Luo, Yabiao Wang, Yanwei Fu, Jianfeng Feng, Tao Xiang, Philip H.S. Torr, and Li Zhang. Rethinking Semantic Segmentation from a Sequence-to-Sequence Perspective with Transformers. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, CVPR, 2021.
- [31] Changqian Yu, Jingbo Wang, Chao Peng, Changxin Gao, Gang Yu, and Nong Sang. Bisenet: Bilateral segmentation network for real-time semantic segmentation. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, ECCV, 2018.
- [32] Yuval Nirkin, Lior Wolf, and Tal Hassner. Hyperseg: Patch-wise hypernetwork for real-time semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, CVPR, pp. 4061–4070, 2021.
- [33] Corinna Cortes and Vladimir Vapnik. Support-vector networks. *Machine learning*, Vol. 20, No. 3, pp. 273–297, 1995.
- [34] Leo Breiman. Random forests. *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32, 2001.
- [35] Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, and Tie-Yan Liu. Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree. In I. Guyon, U. Von Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 30, 2017.