

野生動物の生息域推定精度向上のための LiDAR 点群データによる痕跡分類手法の提案

Proposal for a Trace Classification Method Using LiDAR Point Cloud Data to Improve the Accuracy of Wildlife Habitat Estimation

古城 司[†] 由田 翔吾[†] 坪内 孝太[§] 松田 裕貴^{¶†‡} 諏訪 博彦^{†‡} 安本 慶一^{†‡}
Tsukasa Kojo Shogo Yoshida Kota Tsubouchi Yuki Matsuda Hirohiko Suwa Keiichi Yasumoto

1. はじめに

日本全国で害獣による農作物被害が深刻化している。令和 4 年度の害獣による農作物被害額は図 1 に示す通り、156 億円に達し、被害額は長期間にわたり高水準を維持している。また、被害総額の約 6 割がシカ、イノシシ、サルによるものであり、これらの害獣が主要な原因となっている。加えて、害獣の推定生息個体数も増加している。図 2 で示すように 1989 年から 2020 年の 31 年でイノシシは約 68 万頭、ニホンジカは約 193 万頭増加している。害獣による農作物への被害は地域の経済的損失だけでなく、営農意欲の低下、農業従事者の農地管理への意識の低下にも繋がっている。その結果、農地や里山の荒廃が進行し、地域農業の維持に重大な影響を及ぼしている。また、営農意欲の低下により、耕作放棄や離農が増加している [1]。耕作放棄地は害獣にとって餌場や隠れ家となり、生活しやすい環境であるため、結果的に害獣の個体数が増加し、農作物被害が増加するという悪循環に陥っている。加えて害獣の個体数増加により、農作物被害だけではなく山林における土壌流出などの問題も発生している [2]。これらの悪循環を断ち切るためには、早急な対策が必要である。このような背景の中、環境省と農林水産省は、ニホンジカ、イノシシの生息頭数を令和 5 年度までに半減させることを目標とした「抜本的な鳥獣捕獲強化対策」[3] を平成 25 年に策定した。

害獣による農作物被害への対策として、捕獲活動や防護柵の設置などが挙げられる。しかし効率的な対策・駆除を行うためには対象獣種の詳細な生息地や生息数を把握することが重要となる。

野生動物の生息域推定の手法として様々な手法が存在する。既存の手法の多くは専門家による協力・調査が前提となっており、専門的な知識を持たない一般人では調査に協力することが難しいという課題がある。そこで我々の研究グループでは参加型センシングで痕跡を収集し、

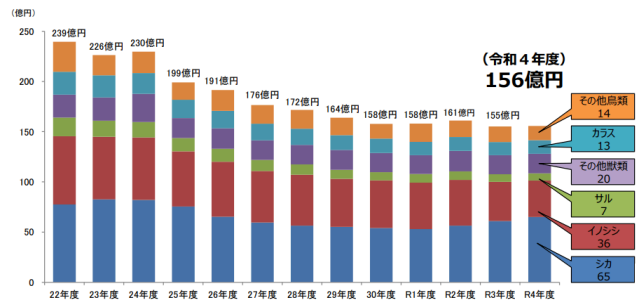


図 1: 農作物被害額の推移 (文献 [4] より引用)

収集したデータをもとに野生動物の生息域を推定する研究を行っている。専門知識を持たない住民も痕跡の収集に参加することができれば、より多くの痕跡を集め正確な推定を行うことができると考えられる。

昨年、福井県で予備実験を行い、スマートフォンのカメラを用いて野生動物の痕跡情報を収集した。しかし、この方法では、収集した痕跡は撮影者によって画角や条件が変わり、足跡などは立体的な情報が損なわれて、第三者が見返した時にどこにあるかわからないという課題があった。

これらの課題を克服するために、本研究では LiDAR (Light Detection and Ranging) を用いて 3D 点群データを収集し、収集したデータから痕跡の分類と経過日数を推定する手法を提案する。LiDAR はレーザー光を用いて物体までの距離を測定し、3D 点群データとして対象物の形状や位置を高精度に取得する技術である。分類には深層学習モデルを用いる。これにより、従来の画像ベースの手法では困難であった痕跡の正確な形状の把握が可能となり、痕跡分類精度の向上が期待される。また、立体的な情報を取得することで、対象の乾燥による崩れ具合などを詳細に把握できるため、痕跡の経過日数を予測できると考えられる。さらに、経過日数などの情報を含めることで生息域推定精度を向上させることが期待される。

[†] 奈良先端科学技術大学院大学, Nara Institute of Science and Technology

[‡] 理化学研究所 革新知能統合研究センター, RIKEN AIP

[§] LINE ヤフー株式会社

[¶] 岡山大学, Okayama University

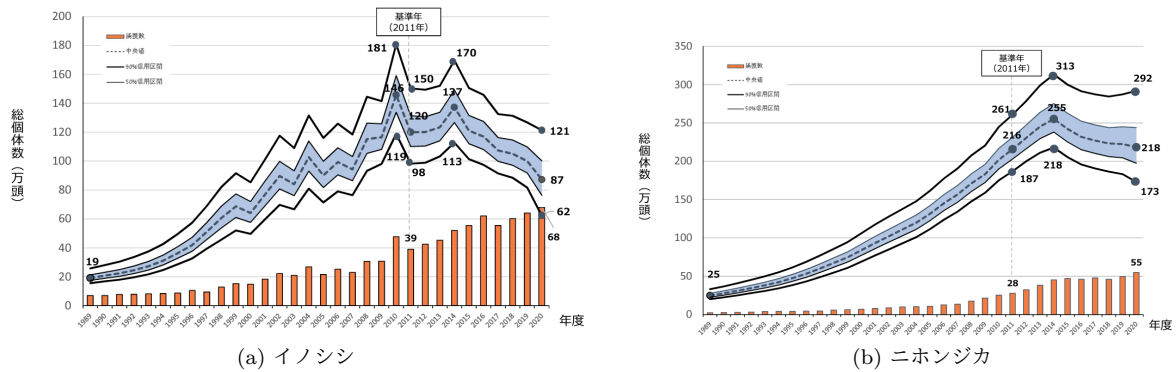


図 2: 全国の害獣個体数推定 (文献 [5] より引用)

2. 関連研究

本研究では、野生動物の生息域推定精度向上のための LiDAR 点群データによる痕跡分類を目的としている。そこで、本節では、まず生息域推定モデルを用いた手法、画像認識を用いた痕跡分類モデル、LiDAR データを用いた分類モデルについて述べ、本研究の位置づけを明確にする。

2.1 生息域推定モデルを用いた手法

野生動物の地理的な分布に影響を与える環境要因を用いて生息域を推定するモデルは、生息適地モデルと呼ばれ、回帰型、プロファイル型、機械学習型の3つに大別される。回帰型には、一般化線形モデル (GLM) や一般化加法モデル (GAM) などがあり、これらは説明変数を使って応答変数を回帰的に推定する手法である。応答変数には基本的に対象の分布有/無データを用いる。プロファイル型は、分布有データに基づき動物の分布した環境状態を特徴づけるモデルであり、BIOCLIM (Bioclimatic Analysis and Prediction System) [6], ENFA (Ecological Niche Factor Analysis) [7] などがある。機械学習型モデルは、応答変数と関係する説明変数をルールに従って分類し、それに基づいて分布の有無を推定するものである。説明変数には対象の分布有/無データを用いる。Random Forest [8] や BRT (Boosted regression tree) [9], ニューラルネットワークや SVM [10] などがある。最大エントロピーモデル (MaxEnt) は、分布有データのみでもモデリングできる機械学習型のモデルである [11]。これらの生息適地モデルは、動物の生息地を推定する際に有用であるが、これらのモデルの精度は入力データの質に大きく依存する。

2.2 画像認識を用いた痕跡分類モデル

動物の足跡は種の同定、個体数の把握、行動の解析など、さまざまな情報を提供する。個体識別に関しては、Jewell らがクロサイの特徴量を用いて個体識別を行った [12]。彼らは足跡の輪郭、全体の形状などの 13 個の特徴量

を手作業で抽出し、Footprint Identification Technique (FIT) と呼ばれるカスタマイズされたソフトウェアで測定を行った。FIT は、動物の足跡の形状を分析し、各ランドマークの位置や特徴を数値化することで個体を識別するツールである。同じソフトウェアを用いて、チーターの足跡 [13], シロサイの足跡 [14], トラの足跡 [15] の個体識別も行われた。これらの研究では、特徴量の抽出には手作業でのアノテーションが必要であり、精度検証のためにはユーザーがシステムに画像をアップロードし、個別に結果を確認する必要がある。

種の同定については、Kistner らが足跡を用いて 3 種のカワウソを分類する研究を行った [16]。彼らは各画像に 11 の特徴点を手作業でアノテーションし、種同定のためのモデルを構築した。同様に、ジャイアントパンダの足跡に関する研究 [17] でも、7 つの特徴点を手作業でアノテーションし、線形判別分析を用いて性別と年齢の分類を行った。生息地調査においては、Moreira らがバクの足跡を分析し、ペアワイズ判別分析を利用して対象動物の数を推定した [18]。

これらの先行研究は、足跡を用いた動物種の分類の可能性を広げるものであるが、数の足跡の情報を蓄積するには、手作業でアノテーションを行う必要があり、コストと手間がかかるという問題がある。また、これらの研究で使用された画像は一般に公開されていないため、研究の再現性やデータの共有に課題がある。

そのような背景があり、R.Shinoda らは、18 種類の野生動物の足跡の画像を収集し、それらを OpenAnimalTracks データセットとして公開した [19]。このデータセットを用いて種の分類と検出のベンチマークを構築し、SwinTransformer は分類精度が 64.41%, Faster-RCNN は mAP が 0.295 の精度を達成した。このデータセットは足跡を用いた動物種の分類の進展に寄与し、生物多様性の保護に貢献することを目指している。

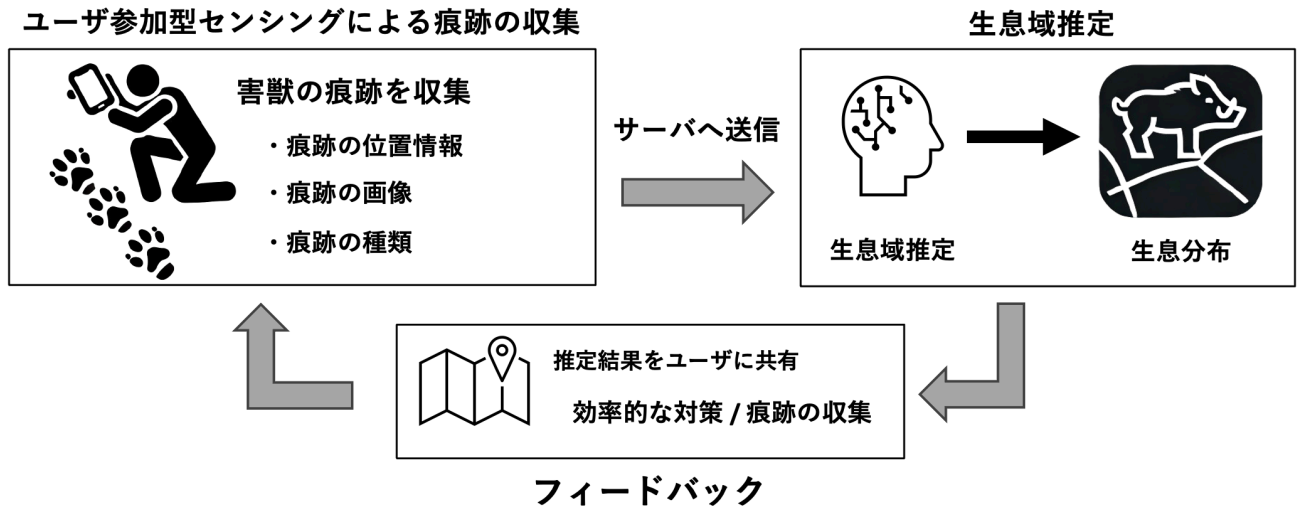


図 3: 参加型センシングの概要図

2.3 LiDAR データを用いた分類モデル

LiDAR (Light Detection and Ranging) は、レーザー光を用いて物体までの距離を測定し、3D 点群データとして対象物の形状や位置を高精度に取得する技術である。LiDAR データを入力として使用する分類モデルとしては、PointNet や PointCNN, 3DmFV-Net などの深層学習モデルがある。

PointNet は、Qi ら (2017) によって提案された深層学習モデルで、3D 点群データを直接扱うことができる統一的なアーキテクチャである [20]。このモデルは、点群を入力として受け取り、物体分類や部分セグメンテーション、シーンのセマンティックパースなど、様々なタスクに適用できる。特徴抽出のために入力点群の変換と特徴の変換を行い、最終的にマックスプーリングを使用して、各点の特徴を集約し、全体の分類スコアを出力する。これにより、点群の並び順に依存せずに高い精度で分類やセグメンテーションを行うことができる。

PointCNN は、Li ら (2018) によって提案され、特に点群の物体分類のために設計されている [17]。Convolutional Neural Network (CNN) の概念を 3D 点群データに適用し、点群データの局所的な特徴を抽出する手法である。このネットワークは、点群を局所的に変換する X-Conv オペレーターを使用して、点群のジオメトリを潜在特徴空間に変換することにより、不規則データの学習を可能にする。

3DmFV-Net は、Yizhak Ben-Shabat ら (2018) によって提案された [21]、3次元点群データを分類するための深層学習ネットワークである。このネットワークは、点群を 3D Modified Fisher Vectors (3DmFV) で表現し、その上で畳み込みを行うことを主な特徴としている。こ

の表現は、ガウス混合モデル (GMM) を使用して点群を規則的なグリッド上に配置し、そのデータを 3DmFV として表現するものである。

LiDAR を用いることで、対象物の立体的な情報を詳細に取得できるため、痕跡の正確な形状や位置を把握することが可能となると考えられる。

2.4 本研究の位置づけ

先述したように、痕跡の画像を用いて痕跡種の分類モデルを参加型センシングで収集したデータに適用するには、精度的な面で限界がある。そこで、本研究では、参加型センシングを利用して LiDAR を用いた 3D 点群データとして痕跡を収集し、より高精度な痕跡分類を実現することを目指す。

LiDAR 技術を使用することで、従来の画像を用いた手法と比較して痕跡の立体的な情報を詳細に取得でき、痕跡の正確な形状や位置を把握することが可能となる。痕跡を点群データとして取得できれば、痕跡の劣化具合やそこで本研究では、痕跡をもとにした獣種分類モデル、発生からの経過日数の予測モデルの 2 種類のモデルを提案する。これら提案手法を用いることで、従来の画像認識ベースの痕跡分類手法の問題を解決できると考える。これらのモデルから得られた結果を生息域推定モデルに用いることで、より高精度な野生動物の生息域推定を最終的な目的とする。生息域推定精度の向上を図ることで、効率的な害獣対策が可能になると考えられる

3. 提案手法

本節ではまず、我々の研究グループで行なっている参加型センシングを用いたシステムについて説明する。その後、LiDAR を使用した痕跡収集、深層学習を用いた

野生動物の痕跡を収集



3Dモデル + 点群データを作成



図 4: 痕跡収集システムの概要図

野生動物の痕跡の分類，痕跡の経過日数の予測，生息域推定モデルへの応用について述べる。

3.1 参加型センシングを用いたシステム

我々の研究グループで行なっている参加型センシングを用いた痕跡収集システムについて説明する [22]。参加型センシングの概要図を図 3 に示す。本システムは、大きく分けてデータ収集，データ解析，フィードバックの 3 項目からなる。まず，ユーザがスマートフォンを用いて野生動物の痕跡を収集し，そのデータをサーバにアップロードする。次に，アップロードされたデータは深層学習モデルを用いて解析され，痕跡の種類や特徴が分類される。その後，分類結果や植生や地形情報などといった特徴を基に，生息適地モデルを用いて生息域を予測する。最後に，予測結果を地図上に表示し，ユーザや研究者が確認できるようにフィードバックされる。

3.2 提案システムの概要

本研究で使用する痕跡収集システムの概要を図 4 に示す。ユーザは，スマートフォンの LiDAR センサを用いて野生動物の痕跡を様々な角度から撮影する。撮影された各画像には，点群データが含まれている。撮影された画像の共通部分と点群データから端末上で 3D モデルが作成され，ユーザが確認することができる。図 4(b) は，テクスチャ情報がない 3D モデルであり，深さ情報が取得されていることが確認できる。また，痕跡の収集は電

波状況の悪い山間部で実施されるため，収集したデータは端末内に保持しておき，インターネット接続が可能な状態に遷移した際にサーバにアップロードされる。アップロードされた 3D 点群データは，サーバ上で深層学習モデルを用いて解析される。

本研究では，PointNet や PointCNN などの深層学習モデルを使用し，痕跡の 3D 点群データをもとに分類を行う。具体的には，痕跡の形状，サイズ，配置などの特徴を基に，異なる動物の痕跡，経過日数を予測する。解析された痕跡データは，収集時の位置情報をもとに地図上にポイントとしてマッピングされる。それぞれのポイントには，痕跡の種類，経過日数，推定される動物の種類などの情報が含まれる。ユーザは，地図上のポイントをクリックすることで，詳細な情報を確認することができる。

これにより，他地域の痕跡の分布や生息域を把握することが可能となり，害獣被害の対策などをより効率的に行えるようになると予想される。このシステムにより，ユーザは簡単に高品質なデータを収集し，それをもとに正確な痕跡分類が可能となる。

3.3 深層学習を用いた痕跡からの獣種分類

既存の画像認識モデルを用いた痕跡分類手法では，高い精度が期待される反面，実環境で利用した際には様々な問題が発生する。例えば，撮影条件（照明，視点，距離

など)の影響を受けやすく、痕跡の形状や特徴が変わって見えることが挙げられる。これらのモデルは、撮影条件が統一され、痕跡が潰れていない、欠けていないなどの環境で撮影された理想的なデータセットを用いて訓練されることが多い。実環境では撮影環境や撮影者の撮影方法、癖などで画像の品質が異なるため分類精度が低下する可能性がある。

これらの問題を解決するために、本研究ではLiDARを用いて痕跡の3D点群データを収集し、痕跡の分類を行う。本研究においては、日本国内において被害額の大きいイノシシとニホンジカを対象とし、これらの足跡や糞、樹皮への傷跡などの痕跡を分類対象とする。これらの痕跡は、野生動物の活動を示す重要な手がかりとなるため、正確な分類が求められる。LiDARを用いて3D点群データとして痕跡を収集することで、深さや劣化具合など立体的な形状を正確に把握できるため、従来の画像分類モデルと比較して精度が向上することが期待される。痕跡の分類には、PointNetやPointCNNなどの深層学習モデルを使用する。これらのモデルは、3D点群データから特徴を抽出し、高精度な分類を実現することができる。PointNetは、点群データを直接入力とし、各点の特徴を学習するモデルであり、点群データ全体の構造を効率的に捉えることができる。一方、PointCNNは、点群データに対して畳み込み演算を適用し、局所的な特徴を抽出する。

これにより、従来の画像ベースの分類手法では捉えられなかった特徴が捉えられるようになり、痕跡の分離精度が向上すると考えられる。

3.4 深層学習を用いた痕跡経過日数の予測

従来の画像ベースの手法では、痕跡経過日数の予測は行われておらず、実現するのは難しいと考えられる。本研究では、深層学習モデルを使用し、痕跡の3D点群データをもとに痕跡の経過日数を推定するモデルを提案する。具体的には、深層学習モデルとして3D点群データを入力とするPointNetやPointCNNなどのネットワークを使用し、経過日数の予測は「n日前」といった形式で行う。画像と比較してLiDARを用いて収集した3D点群データでは、痕跡の立体的な形状や痕跡の形状変化、劣化具合を取得できるため、経過日数予測の実現が期待される。3D点群データに加えて、対象地域の気候や天気などの劣化の原因となり得る環境要因も考慮することで経過日数の精度向上が予想される。また、痕跡が崩れるなどして分類が困難な場合でも、経過日数を予測できれば生息地予測精度向上に貢献できる。

このように、経過日数の予測が実現できれば、生息域を予測するための情報が充実し、生息域推定の精度向上が期待される。

3.5 生息域推定モデルへの応用

本研究では、収集された痕跡データを生息域推定モデルに応用することで、より精度の高い野生動物の生息域推定を目指す。従来の生息域推定手法では痕跡の位置情報と地形植生等の環境データを用いて推定を行う。従来の手法に加えて、痕跡の種類、位置情報、および経過日数を特徴量として統合し、これらの情報をもとに生息域を推定する。まず、収集された痕跡の種類は、特定の動物種の活動を示すため、生息域推定の重要な手がかりとなる。位置情報は、痕跡が発見された場所を示し、動物の行動パターンや移動範囲を把握するために利用される。経過日数は、何日前に動物が存在していたかを示し、動物の活動の時間的な分布を反映する。

これらの特徴量を組み合わせることで、従来の手法では捉えきれなかった細かな環境変化や動物の行動パターンを把握することが可能となる。さらに、気候データを追加することで、特定の環境条件下での動物の活動パターンを詳細に把握し、長期的な生息域の変化を予測することも可能となる。痕跡の種類と位置情報、経過日数、気象データを特徴量として用いることで、野生動物の生息域推定の精度が向上し、効率的な害獣対策や野生動物の保全管理が実現することが期待される。これにより、より効率的に害獣対策・駆除を行うことができる。

4. まとめ

本研究では、LiDARを用いた参加型センシング手法により、3D点群データを用いた野生動物の痕跡分類手法を提案した。LiDARを用いることで、痕跡の立体的な形状や位置を正確に把握し、分類精度の向上が期待される。今後は、提案手法を用いて痕跡を実際に収集し、そのデータを基に分類モデルを検証する。さらに、収集したデータを用いて生息域推定モデルを構築し、その有効性を評価する実験を行う。これにより、提案手法の実用性と効果を実証し、全国的な害獣対策への貢献を目指す。

参考文献

- [1] 山端直人. 害獣対策の進展が農家の農地管理意識に及ぼす効果-三重県における集落の調査事例. 農村計画学会誌, Vol. 29, No. Special Issue, pp. 245-250, 2010.
- [2] 古澤仁美. ニホンジカが森林土壌に及ぼす影響. 水利科学, Vol. 58, No. 6, pp. 78-96, 2015.
- [3] 環境省農林水産省. 抜本的な鳥獣捕獲強化対策. 平成25年12月. <https://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozyu/higai/pdf/kyouka.pdf>.

- [4] 農林水産省農村復興局. 鳥獣被害の現状と対策. 令和5年7月. <https://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozyu/higai/attach/pdf/index-27.pdf>.
- [5] 環境省. 全国のニホンジカ及びイノシシの個体数推定等について. 令和5年4月. <https://www.env.go.jp/content/000124721.pdf>.
- [6] T. H. Booth. Why understanding the pioneering and continuing contributions of bioclim to species distribution modelling is important. *Austral ecology*, Vol. 43, No. 8, pp. 852–860, 2018.
- [7] A. H. Hirzel, J. Hausser, D. Chessel, and N. Perrin. Ecological-niche factor analysis: how to compute habitat-suitability maps without absence data? *Ecology*, Vol. 83, No. 7, pp. 2027–2036, 2002.
- [8] A. M. Prasad, Louis R Iverson, and Andy Liaw. Newer classification and regression tree techniques: bagging and random forests for ecological prediction. *Ecosystems*, Vol. 9, pp. 181–199, 2006.
- [9] O. F. Anderson, John M Guinotte, Ashley A Rowden, Dianne M Tracey, Kevin A Mackay, and Malcolm R Clark. Habitat suitability models for predicting the occurrence of vulnerable marine ecosystems in the seas around new zealand. *Deep Sea Research Part I: Oceanographic Research Papers*, Vol. 115, pp. 265–292, 2016.
- [10] C. Cortes and V. Vapnik. Supportvector networks. machine learning. In *Vol. 20, No. 3,* p. 273–297, 1995.
- [11] S. J. Phillips, R. P. Anderson, and R. E. Schapire. Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological modelling*, Vol. 190, No. 3-4, pp. 231–259, 2006.
- [12] Z. C. Jewell S. K. Alibhai¹ and P. R. Law. Censusing and monitoring black rhino (*diceros bicornis*) using an objective spoor (footprint) identification technique. *Journal of Zoology*, 2001.
- [13] Z. C. Jewell S. K. Alibhai, F. Weise, S. Munro, M. V. Vuuren, and R. V. Vuuren . Spotting cheetahs: Identifying individuals by their footprints. *JoVE*, 2016.
- [14] S. K. Alibhai, Z. C. Jewell, and P. R. Law. A footprint technique to identify white rhino *ceratotherium simum* at individual and species levels. *Endangered Species Research*, 2008.
- [15] S. K. Alibhai, J. Gu, Z. C. Jewell, J. Morgan, D. Liu, and G.Jiang. ‘i know the tiger by his paw’: A non-invasive footprint identification technique for monitoring individual amur tigers (*panthera tigris altaica*) in snow. *Ecological Informatics*, 2023.
- [16] F. Kistner L.Slaney, Z. C. Jewell, A. Bendavid, and S. Alibhai. It ’ s otterly confusing - distinguishing between footprints of three of the four sympatric asian otter species using morphometrics and machine learning. *Journal of the International Otter Survival Fund*, 2022.
- [17] B. V. Li, S. Alibhai, Z. Jewell, D. Li, and H. Zhang. Using footprints to identify and sex giant pandas. *Biological Conservation*, 2018.
- [18] D. Moreira S.K.Alibhai Z. C. Jewell, C. J. da Cunha, J. B. Seibert, and A. Gatti. Determining the numbers of a landscape architect species (*tapirus terrestris*) using footprints. *PeerJ*, 2018.
- [19] R. Shinohara and K. Shinohara. Openanimaltracks: A dataset for animal track recognition. *ICIP*, 2024.
- [20] C. R. Qi, H. Su, K. Mo, and L. J. Guibas. Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017.
- [21] Y. Ben-Shabat, M. Lindenbaum, and A. Fischer. 3dmfv: Three-dimensional point cloud classification in real-time using convolutional neural networks. In *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018.
- [22] 諏訪博彦 安本慶一. 由田翔吾. 参加型痕跡センシングと地理情報を用いた害獣出没地域推定手法の提案. 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, 2023.