令和 6 年度（2024 年度）

ヒグマ個体識別手法等検討検証事業報告書

ヘアトラップに代わるヒグマ個体識別手法の検討

～カメラトラップによる生息密度推定の実現に向けて～

令和 7 年 2 月

北海道

目次

1.はじめに‥‥‥

1. はじめに

本プロジェクトは、令和 5 年度（2023 年度）ヒグマ個体識別手法等検討検証事業において、北海道が開発した個体識別システムを活用し、検証によって得られた情報を基に改良を行うことにより、ヒグマの生息調査をより効率的かつ高精度に実施するためのカメラトラップ手法を構築する。

[事前分析]

まず、事前に最新の動物個体識別事例を調査し、識別の根幹となるアルゴリズムの評価および方向性を確認した。併せて、令和 5 年度（2023 年度）に実施された「ヒグマ個体識別手法等検討検証事業」で作成されたシステム（以下、従来システム）を評価するとともに、北海道で行われたヘア・トラップ調査において撮影された動画を検証し、課題および方向性を明確化した。

課題分類	内容
アルゴリズムの評価と課題	・最新事例を調査し、方向性の検証と検討が必要 ・AI アルゴリズムは、ライセンス規約の変更が頻繁に発生しており、現時点での最新規約の確認と、必要な対応の実施が必要
システムの評価と課題	・機械学習のための素材選別など、手作業で行う部分があるため、操作ミスを低減する対策が必要 ・判定に用いる動画の種類は一律ではないため、効率化と精度のバランスを保つためには、動画の種類に応じた設定が可能となるような対応が必要 ・システムの導入方法が複雑であり、簡素化する対策が必要
ヘア・トラップデータの評価と課題	・撮影された映像において誤検出が多く見受けられるため、ヒグマが撮影されたデータを判別する精度の向上が必要 ・判定に必要な鮮明な全身画像が極めて少なく、また、撮影距離の問題により局部画像の状況も見受けられ、さらなる精度向上策が必要

図 1.動画分析結果の課題

[プロジェクトの進め方]

事前分析の結果をもとにアルゴリズムの改良を行い、その精度評価には佐藤教授（酪農学園大学）から提供された動画データを使用する。次に、アルゴリズムを実行するためのシステム開発を進め、システムの性能評価は実際のヘア・トラップ調査データとの照合によって行う。最終的に、システム全体の評価を実施し、システムが有効に機能するためのカメラ設置案および生息密度推定に向けた方策の検討を行う。

2.アルゴリズム開発

[動物画像の個体識別に関する学術分野の動向]

動物の個体識別に関する研究は、近年、非侵襲的な方法としてカメラ画像を活用する手法が注目されている。本節では、動物の個体識別技術の動向について述べる。

今回扱う個体識別は、識別対象の動物に負担を与えない非侵襲的な方法であるカメラ画像を用いるものである。表 1 に主な動物の個体識別事例を示す。身体に特有の模様を持つ動物については、その模様を拡大した画像を活用した個体識別手法が提案されている。例えば、Miele ら[2]はジンバブエのワンゲ国立公園で撮影された約 4000 枚のキリンの写真を用い、個体識別を自動化する手法を提案している。この手法では、Convolutional Neural Network（CNN）を用いた物体検出によりキリンの側面画像を切り抜き、Deep Metric Learning（深層距離学習）を用いて既知個体の再識別と未知個体の検出を行っている。

一方で、チンパンジーやサルなど特有の模様を持たない動物については、全身や顔画像を活用した個体識別手法が提案されている。Alexander ら[7]は 24 個体のチンパンジーの顔画像 2,109 枚を用い、CNN と Log-Euclidean 変換による個体識別モデルを提案し、約 92%の平均クラス別識別率を達成した。また、この研究では性別推定において約 98%という高い精度も報告されている。

本事業で対象とするヒグマについては、図 1 に示した一部の個体に斑紋が見られるものの、多くの場合、斑紋やランドマークとなる身体的特徴が存在しない。このような場合には正面顔画像による個体識別が考えられるが、本事業では野生環境下であるため、多数の正面顔画像を撮影することが困難である。そのため、本事業ではヒグマの全身画像を活用し、深層距離学習による個体識別に取り組むこととした。

以上のように、動物種ごとの身体的特徴や環境条件に応じた適切な手法が求められており、本事業ではヒグマに特化した新たなアプローチを開発することを目指している。

動物	識別箇所	著者・論文	説明
牛	体の模様	William ら[1]	ドローンで上空から撮影したホルスタインの模様による個体識別
キリン	体の模様（顔なし）	Miele ら[2]	特有の毛皮や皮膚のパターンによる個体識別
亀	顔の模様	Lukas ら[3]	横顔のヒゲ部分のみを抽出し、斑点パターンで個体識別
ホッキョクグマ	ヒゲの斑点	Carlos ら[4]	顔のランドマーク（目、鼻など）を使用し、パターンによる個体識別
ヒグマ	顔全体	Melanie ら[5]	顔面部分のみを抽出し、パターン認識による個体識別

アカゲザル	顔全体	Claire ら[6]	顔面部分のみを抽出し、パターン認識手法による個体識別
チンパンジー	顔全体	Alexander ら[7]	顔画像を抽出し、CNN で個体識別
ジャイアントパンダ	全身	Le ら[8]	全身画像を用いた個体識別 識別に使用された部位の抽出

表 1 動物画像による個体識別の事例

(a) 特徴的な模様なし　　(b) 特徴的な模様あり

図 2-1 本事業の対象であるヒグマの画像例

[背景除去ツールの改善点]

ヒグマの全身画像を使用した個体識別においては、背景除去を行う必要がある。これは、ヒグマの特徴ではなく、撮影時間や撮影場所といった外的要因による識別を防ぐためである。

去年度に使用していた背景除去ツールは、YOLOv8[9]を基盤としていた。しかし、いくつかの課題が存在していた。特に、YOLOv8 のライセンスは AGPL-3.0 であり、このライセンス形態では商用目的で開発したソフトウェアのソースコードを公開する義務が生じる。このため、開発ツールを多様な用途で展開する上で障壁となっていた。

本年度では、新たに 2022 年 11 月に論文発表された OneFormer[10]を用いた背景除去ライブラリを採用した。OneFormer は入力画像からマルチスケール特徴量を抽出し、複数のセグメンテーションタスクを実現可能な深層学習モデルである。このモデルの採用により、背景除去処理の精度と汎用性が向上した。

さらに、本ツールを用いて生成された背景除去画像を使用したヒグマ識別精度についても検証を行った。その結果、本事業の学習データとして十分な精度を確保できることが確認された。図 2 は、実際のヒグマ画像に対して本ツールで背景除去を行った例である。このように、改良されたツールは実用性と精度の両面で優れており、個体識別における重要な基盤技術として活用可能である。

図 2-2 本年度に開発した OneFormer を使用した背景除去の結果

[ヒグマの個体識別モデル]

ヒグマの個体識別モデルに関する取り組みについて述べる。ヒグマ画像に対する前処理は、昨年度の報告書に記載されている手法と同様のものを使用した。具体的には、画像のリサイズや正規化、データ拡張などの処理を行っている。

学習および推論のフローについても昨年度と同様である。これらのフローの概要は図 3 に示す通りであり、データセットの準備からモデルの学習、評価までの一連のプロセスを含む。学習に使用する損失関数も前回同様 ArcFace [11]を採用する

本年度は、学習モデルを昨年度使用していた EfficientNet_b7 から EfficientNet_b3 に変更した。EfficientNet [12]とは、ニューラルネットワークモデルの一種であり、ネットワーク深さ（Depth）、幅（Width）、解像度（Resolution）の 3 つをバランス良く調整することで高い効率性を実現したモデルである。「b3」などの表記は、モデルサイズを示しており、b0 から b7 まで複数のバリエーションが存在する。

この変更を行った理由としては、EfficientNet_b3 以上にモデルサイズを拡大しても学習および推論精度に大きな向上が見られなかったためである。そのため、検証過程の効率化を図る目的でより軽量な EfficientNet_b3 への変更を決定した。

図 2-3 ヒグマの個体識別における学習と推論のフロー

[ヒグマの個体識別の推論結果]

トレイルカメラで撮影された昼間と夜間の動画から背景を除去し、画像化したデータを学習に使用した。昼間と夜間ではヒグマの映像特性が大きく異なるため、それぞれ別々にモデルを学習させた。また、撮影場所も重要な要素であり、背景除去後も輪郭付近の背景や光の当たり方などが影響するため、同一場所で撮影された映像は別環境で撮影された映像よりも識別が容易であることが予想される。これらを踏まえ、撮影環境が個体識別精度に与える影響を検証した。

以下に昼間および夜間で学習したモデルを用いた推論結果を示す。

1)昼間画像（同一場所、別個体）

同一場所で撮影された異なる個体について、学習個体と推論個体が正しく判定できるかを検証した。図 4 では、4 個体を学習に使用し、1 個体（青）を推論個体として使用した。結果として、学習した 4 個体がそれぞれクラスタとなり、近い特徴を出力できていることが確認された。図 5 では、9 個体を学習に使用し、1 個体（青）を推論個体として使用した。この結果から、学習に使用する個体数が増加してもモデルの精度に問題がないことが示された。

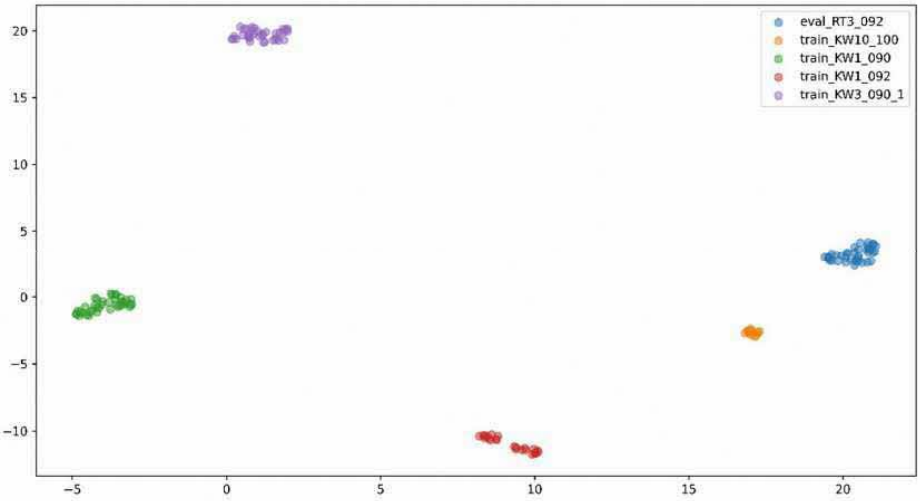

図 2-4 昼間画像（同一場所、別個体): 4 個体を学習、1 個体を推論個体にした UMAP 図

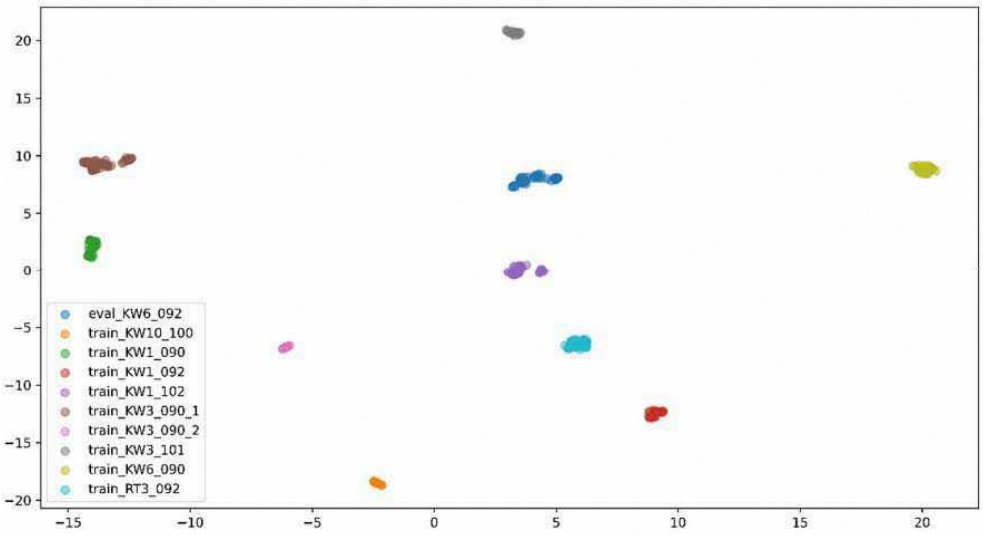

図 2-5 昼間画像（同一場所、別個体): 9 個体を学習、1 個体を推論個体にした UMAP 図

2)昼間画像（別場所、同一個体）

異なるカメラで撮影された同一ヒグマの画像について、同一個体として判定できるかを検証した。図 6 では、4 個体を学習に使用し、3 個体（紫、ピンク、茶）を推論に使用した。同一個体は”new_train_RT13_090”（茶）と”new_train_RT14_092”（ピンク）であり、この結果から別環境にいる同一個体が似た特徴を持つことが確認された。図 7 では、5 個体を学習に使用し、4 個体（茶、ピンク、灰、黄）を推論に使用した。同一個体は”new_A32”（茶）と”new_TE19”（黄）であったが、この場合は同一個体が異なる個体として判定される結果となった。

以上より、異なるカメラ環境下では判定精度にバラツキが生じた。そのため、今後は精度が低下する要因を調査する必要がある。

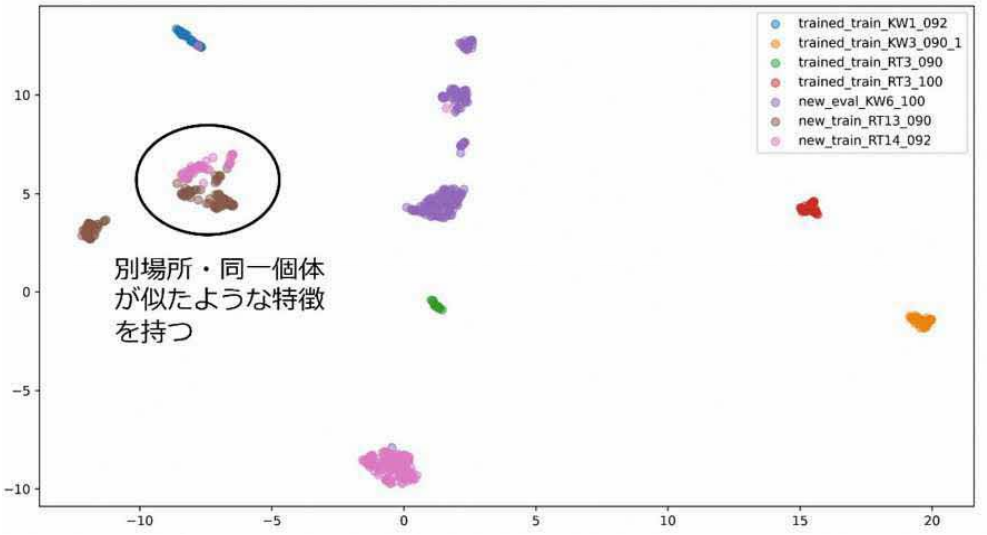

図 2-6 昼間画像（別場所、同一個体): 4 個体を学習、3 個体を推論個体にした UMAP 図

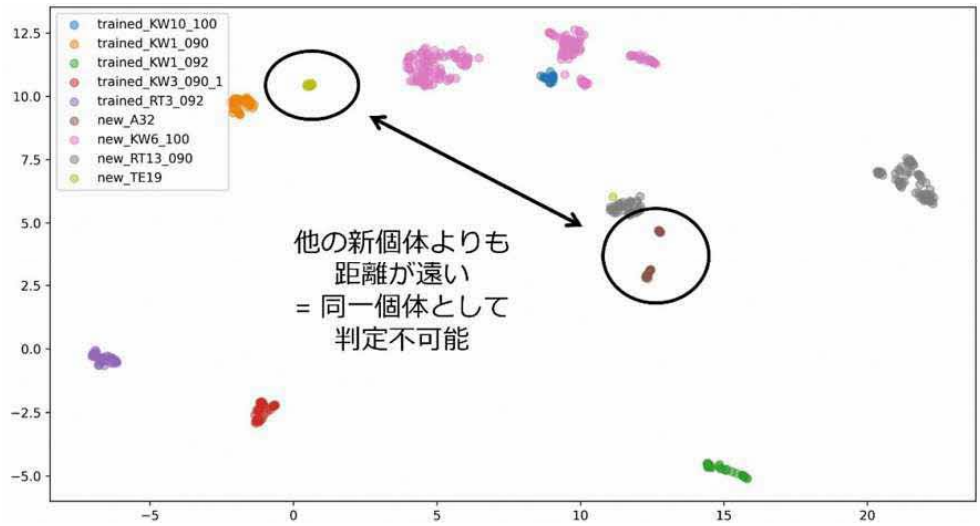

図 2-7 昼間画像（別場所、同一個体): 5 個体を学習、4 個体を推論個体にした UMAP 図

3)夜間画像（同一場所、別個体）

夜間におけるヒグマの異なる個体識別精度について検証した。図 8 では”new_KW10_100”（ピンク）が推論対象であり、新しい個体としての判定は困難であることが確認された。図 9 では”new_RT13_1016”（黄）が推論対象となり、この場合も新しい特徴として明確に区別することが難しいことが示された。

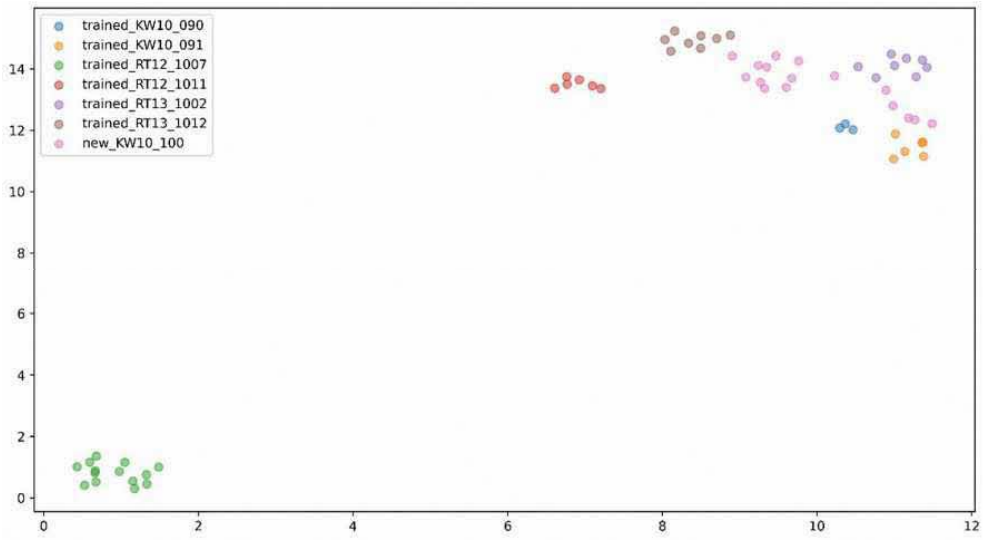

図 2-8 夜間画像（同一場所、別個体): 6 個体を学習、1 個体を推論個体にした UMAP 図

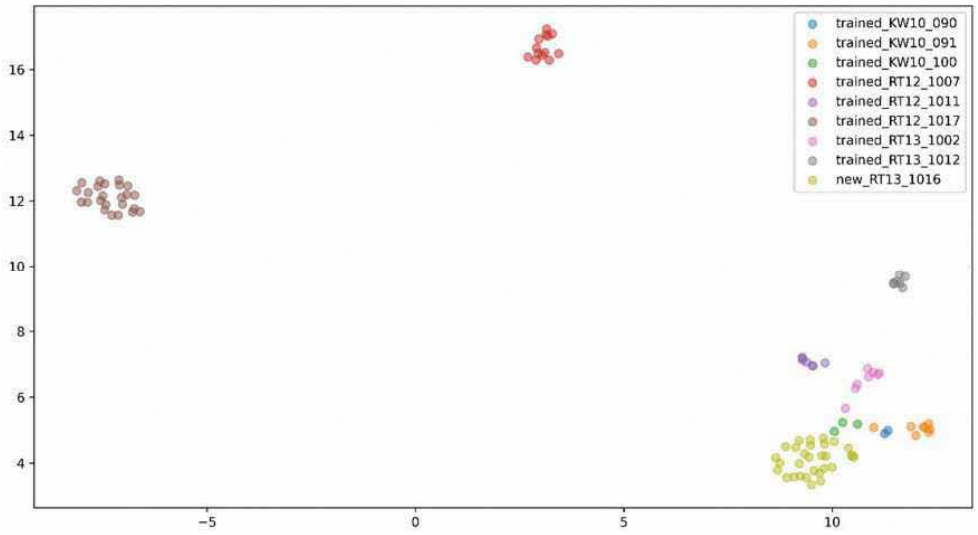

図 2-9 夜間画像（同一場所、別個体): 8 個体を学習、1 個体を推論個体にした UMAP 図

4)夜間画像（同一場所、同一個体）

夜間における同一場所かつ同一個体の複数動画について正しく識別できるかを検証した。図 10 では 4 個体を学習に使用し、1 個体（紫）を推論対象とした。同一個体は”trained_RUI01_R0085”（緑）と”new_RU01_R0075”（紫）であり、この結果から同一個体は似た特徴を出力することが可能であることが確認された。

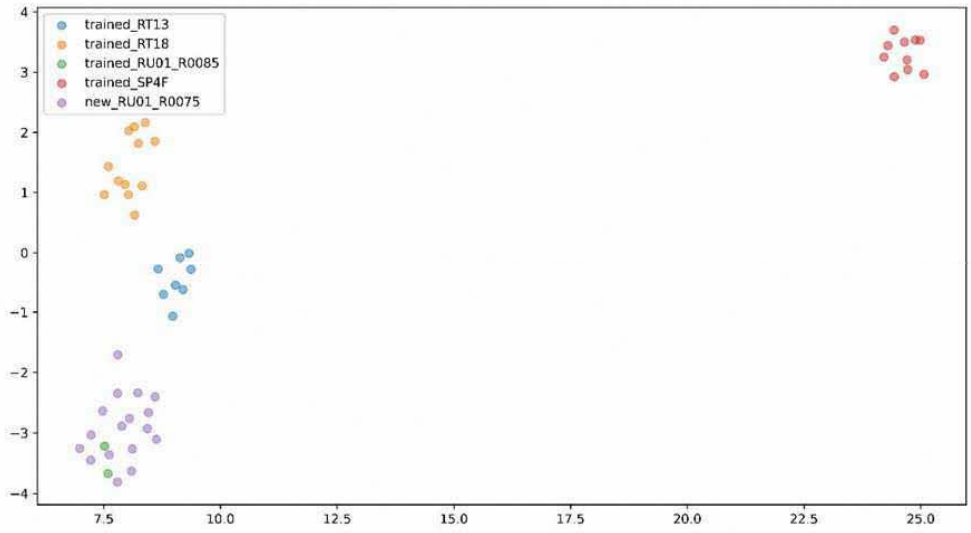

図 2-10 夜間画像（同一場所、同一個体): 4 個体を学習、1 個体を推論個体にした UMAP 図

[まとめと展望]

本研究では昼間および夜間映像を用いたヒグマの個体識別モデルの性能を検証した。結果としては以下の通りである。

- 同一環境下では高い精度で識別可能である。
- 異なる撮影場所では精度が低下し実用性に課題がある。
- 夜間映像の場合、新しい特徴として区別することが難しい場合も多い。

全身画像のみを用いた個体識別には一定の精度が確認されたものの、実用性の観点からは課題が残ることが明らかとなった。この課題は、撮影時のアングルやカメラ画像の品質、撮影時の時間などの影響が考えられる。また、現在は動画から自動抽出したヒグマの全身画像を学習に使用しているが、人や機械で判断し、特定の姿勢のみを学習することによって精度が向上する可能性がある。

今後は、ヒグマの体長や動きといった全身画像以外の情報を活用することも考えられる。特に、骨格検出モデルを用いてヒグマの正面顔を検出し、顔のランドマーク（特徴点）を抽出することで、人間の顔認証技術を応用した個体識別手法への発展が期待される。

図 11 は、本研究で使用した画像に対して mmpose を用いた骨格検出を適用した結果を示している。この結果から、骨格検出モデルによる正面顔検出が十分な精度で可能であることが確認された。これにより、ヒグマの顔特徴を詳細に解析し、高精度な個体識別に繋げる手法への展望が開けると考えられる。

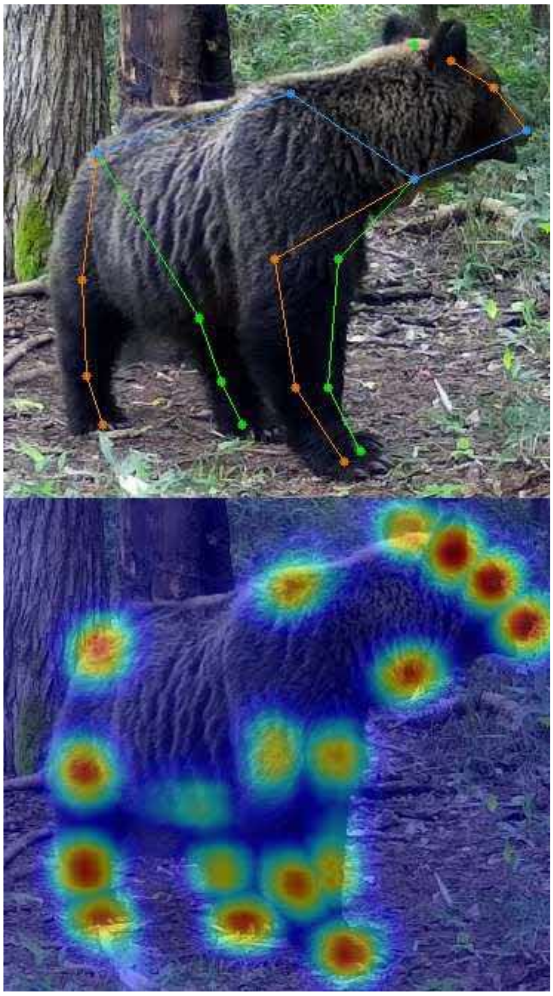

図 2-11 mmpose を用いたヒグマの骨格検出の結果

[参考文献]

[1] Andrew, William, Colin Greatwood, and Tilo Burghardt. "Visual localisation and individual identification of holstein friesian cattle via deep learning." Proceedings of the IEEE international conference on computer vision workshops. 2017.

[2] Miele, Vincent, et al. "Revisiting animal photo‐identification using deep metric learning and network analysis." Methods in Ecology and Evolution 12.5 (2021): 863-873.

[3] Adam, Lukáš, et al. "SeaTurtleID2022: A long-span dataset for reliable sea turtle re-identification." Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2024.

[4] Anderson, Carlos JR, et al. "Computer-aided photo-identification system with an application to polar bears based on whisker spot patterns." Journal of Mammalogy 91.6 (2010): 1350-1359.

[5] Clapham, Melanie, et al. "Automated facial recognition for wildlife that lack unique markings: A deep learning approach for brown bears." Ecology and evolution 10.23 (2020):

12883-12892.
[6] Witham, Claire L. "Automated face recognition of rhesus macaques." Journal of neuroscience methods 300 (2018): 157-165.
[7] Freytag, Alexander, et al. "Chimpanzee faces in the wild: Log-euclidean CNNs for predicting identities and attributes of primates." Pattern Recognition: 38th German Conference, GCPR 2016, Hannover, Germany, September 12-15, 2016, Proceedings 38. Springer International Publishing, 2016.
[8] Wang, Le, et al. "Giant panda identification." IEEE Transactions on Image Processing 30 (2021): 2837-2849.
[9] Ultralytics YOLOv8, https://docs.ultralytics.com/ja/models/yolov8/
[10] Jain, Jitesh, et al. "Oneformer: One transformer to rule universal image segmentation." Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2023.
[11] Deng, Jiankang, et al. "Arcface: Additive angular margin loss for deep face recognition." Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2019.
[12] Koonce, Brett, and Brett Koonce. "EfficientNet." Convolutional neural networks with swift for Tensorflow: image recognition and dataset categorization (2021): 109-123.

3.システムの開発と検証

従来システムを改良し、強化されたアルゴリズムを実行する新しいシステムの開発および検証を行った。

[処理フロー]

システムの処理フローは、従来システムとほぼ同等である。

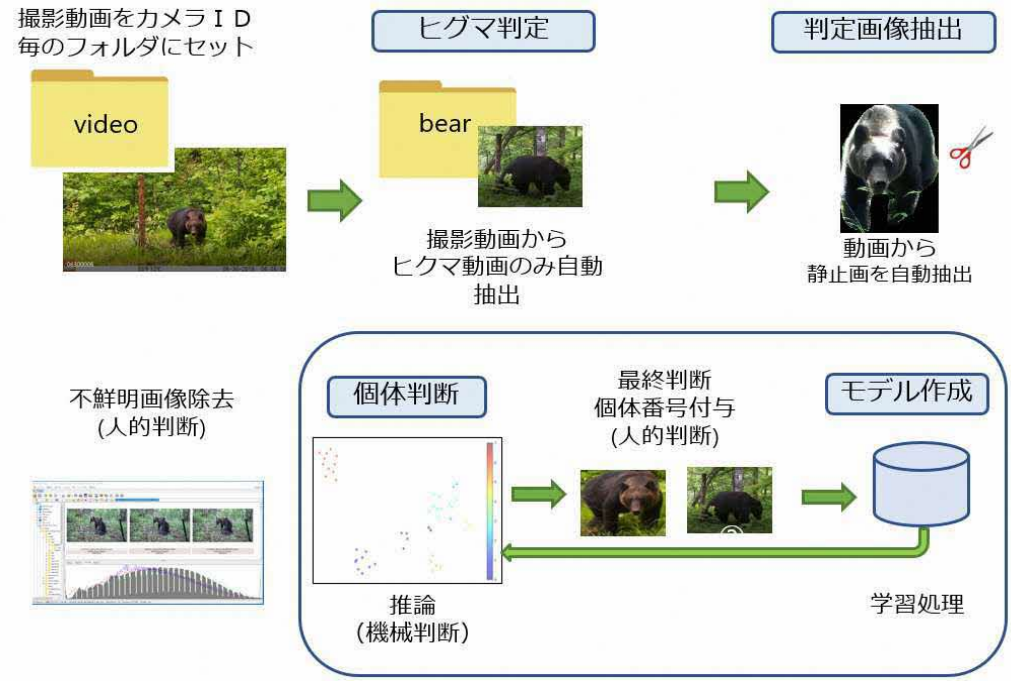

図 3-1.処理フロー

[システムの改良点]

事前分析の結果を踏まえ、各モジュールにおける効率化と精度向上を目的とした改善を実施した。

1)ヒグマ判定

・実行フレームレートの設定

チェックするフレームレートを設定できるようにした。

元の動画のフレームレートおよび品質に基づいて設定を行うことで、処理効率が向上するようになった。

・精度向上オプション

大量の判定に対応するため、擬陽性を減少させる精度向上オプションを追加した。このオプションは処理時間を延長させるが、偽陽性の数が減少するため、最終的な目視確認作

業の効率が向上した。

2)判定画像抽出

実行するフレームレートの設定をできるようにした。
元の動画のフレームレート、品質、および撮影時間に応じて設定を行うことで、処理効率が向上するようになった。

3)画像結合

従来モジュールでは手動で行っていた画像結合作業を自動化する処理を追加した。
撮影された動画の間隔が 30 分以内である場合、同一個体が撮影されている可能性が高いため、画像の結合(集約)が必要であるが、この作業を自動化した。

4)モデル作成

・学習画像選別の効率化
従来モジュールでは、学習に使用する画像（70～80%）と検証に使用する画像（20～30%）を手作業で選別する必要があったが、この作業を自動化する改良を行った。

・学習回数の自動判断
モデルがトレーニングデータ全体を 1 回使用して学習することを「1 エポック」と呼ぶが､従来モジュールでは学習回数が 20 エポックに固定されていた｡本年度の事業中に、性能指標である LOSS 値※が十分に低下していないケースが確認された為、最終的に LOSS 値が 0.01 になるまで自動で学習回数を延長する処理を追加した。

※LOSS 値とは、予測した結果との誤差を測定する指標であり、最小化を目指す。

[システムの検証]

令和 6 年度に北海道で実施されたヘア・トラップ調査のセッション 1〜9（6 月上旬〜8 月中旬）の結果とシステムの判定を比較し、検証を行った。システムで使用した映像データは、ヘア・トラップ調査地点に設置された自動撮影カメラによる下図の動画データである。

データ種類	解像度	撮影時間	フレームレート	ファイル形式	ファイル数
1	1440×1080	30 秒	15 フレーム/秒	AVI	3,925
2	1280×720	30 秒	30 フレーム/秒	MOV	3,376

図 3-2.データ詳細

1）ヒグマ判定処理の検証

ヒグマ判定処理は、動画内にヒグマが撮影されているものと、撮影されていないものを自動で識別する処理である。本処理の自動識別結果と全映像の目視チェックを行い、以下の観点に基づいて比較検証を実施した。

・正常検知（ヒグマが撮影されている映像を正しく識別した件数）
・偽陰性（ヒグマが撮影されているにもかかわらず識別されなかった件数）
・擬陽性（ヒグマ以外の動物や物体がヒグマとして誤って識別された件数）

セッション	動画数	正常検知	偽陰性	擬陽性
1	2,042	136	9	36
2〜3	909	38	0	12
4〜5	803	29	2	13
6〜7	1,839	55	2	40
8〜9	1,708	49	4	31
合　計	7,301	307	17	132

図 3-3.ヒグマ識別結果

システムの利用目的に照らして、偽陰性は最小化する必要があるが、全セッションを通じてその件数は 1 桁台にとどまり、十分な結果が得られた。また、実際の偽陰性映像は、局部アップなど個体識別には不向きなデータであったため、問題はないと考えられる。

図 3-4.偽陰性画像例（局部アップ）

２)判定画像抽出処理の検証

判定画像抽出処理は、ヒグマが撮影された動画から目視確認による判定効率を向上させるために、静止画像を自動的に抽出する機能を搭載している。また、AI 判定用素材として使用するために、背景を自動で除去した静止画像を抽出し、判定精度を向上させる機能も備えている。本処理では、画像抽出および背景除去が正確に実行されるか、また、気象条件や夜間などで画像品質が低下した場合でも、正しく抽出できるかを検証した。

セッション	動画数	抽出画像数
1	136	21,287
2～3	38	5,877
4～5	29	4,596
6～7	55	8,859
8～9	49	7,318
合　計	307	47,359

図 3-5.抽出画像数(静止画と AI 判定用の合算数)

結果として、上図に示すように、様々な条件下でも対象とした全ての動画から画像を抽出できることが確認された。しかし、AI を用いた背景除去処理において、他の物体との重なりが原因で、次図に示すような画像がいくつか確認された。これらの画像は個体識別結果に影響を与える可能性があるため、画像の判断時には除外する必要があると考えられる。

図 3-6.杭の裏側にいる個体が撮影された例（杭を除去した事により体が分断）

３)個体判断処理の検証

個体判断処理は、対象画像が既知の個体か新しい個体かを分析する処理である。本処理のシステム判定結果を基に、全映像の個体識別を行い、ヘア・トラップ調査結果と比較して検証を実施した。

①データ準備

「アルゴリズム開発のまとめと展望」に示されたように、データ準備においては撮影時のアングルやカメラ画像の品質に特に注意を払う必要がある。そのため、事前準備として、個体を判断できる映像の選定を実施した。その結果、データ種類 1 は映像品質の問題により解析に適さないものが多かったため、データ種類 2 の MOV ファイル形式で撮影された約半数の映像を対象とした。対象映像の中から、局部画像や他の物体と重なった画像、夜間に撮影された映像など、不鮮明なものを除外した。

②個体推定

システムから表示される「新個体確率」を参考に、新個体であるかどうかを判定する。新個体の確率が低い場合には、表示される UMAP 図を手掛かりに、近い個体の映像や画像から特徴を再確認し、個体を推定する。画像の再確認のみでは判断が難しい場合には、システムのツールとして提供されている「体長測定」などを利用し、最終的な判定を行った。

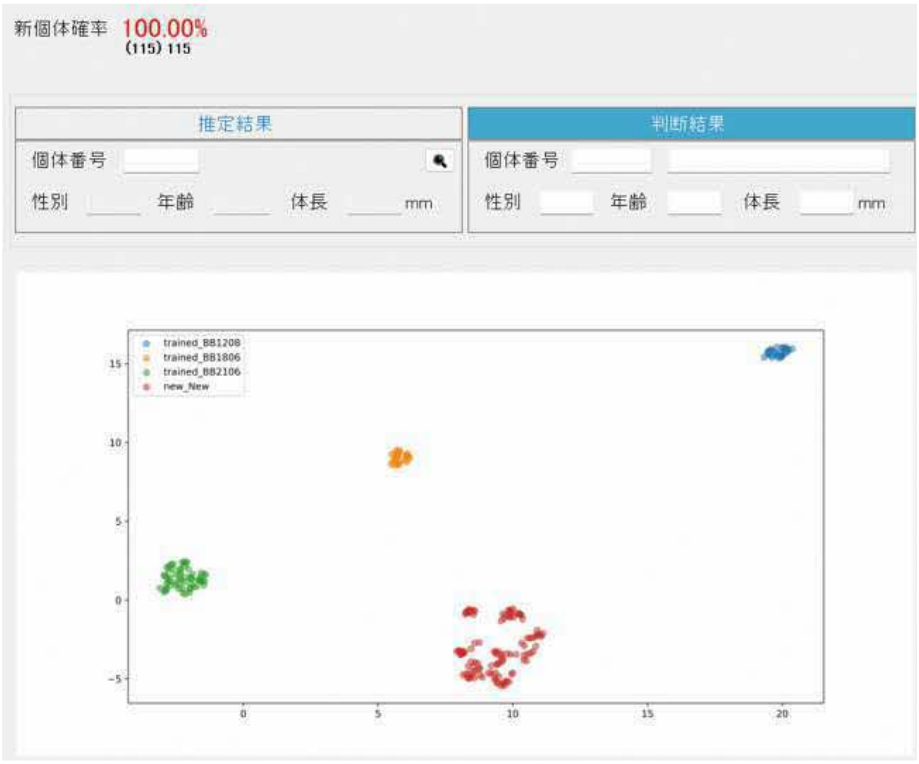

図 3-7.対象が新個体と推測される UMAP 図（赤の点が判定元）

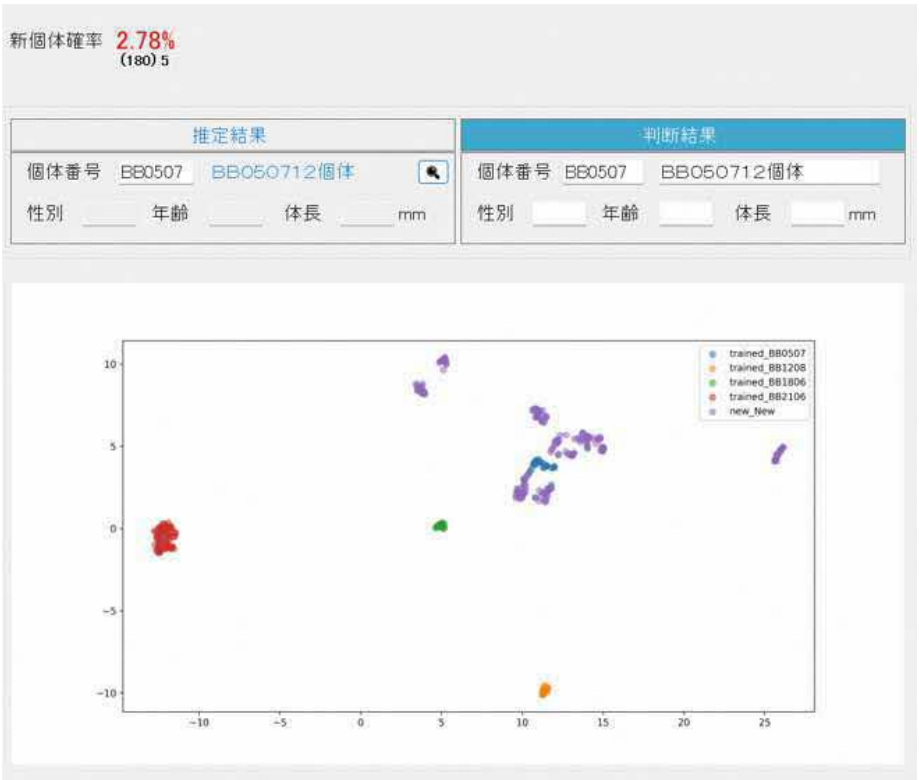

図 3-8.対象が類似個体と推測される UMAP 図（紫の点が判定元、青の点が類似個体）

③システム推定結果

システムによる推定の結果、下図に示すように、全 18 個体が確認された。

個体No.	映像1	映像2	映像3	映像4	映像5	映像6	映像7	映像8
1	BB01_0166_1	BB11_0051	BB18_0098	BB20_0065				
2	BB01_0166_2							
3	BB05_0004	BB05_0010	BB05_0026	BB05_0040	BB06_0014	BB06_0016	BB06_0020	BB06_0032
4	BB07_0026							
5	BB07_0008	BB07_0026						
6	BB12_0006	BB14_0006						
7	BB12_0034	BB14_0028	BB18_0049	BB20_0036	BB20_0042			
8	BB15_0010							
9	BB15_0016	BB15_0022						
10	BB15_0040							
11	BB15_0042	BB15_0038	BB15_0038	BB17_0040				
12	BB15_0012	BB17_0016						
13	BB18_0038	BB20_0037						
14	BB18_0090	BB20_0059						
15	BB20_0031							
16	BB21_IMAG68	BB22_IMAG31						
17	BB23_IMAG13	BB23_IMAG17						
18	BB24_IMAG32							

図 3-9.システムによる推定結果（記載内容は、カメラ ID およびファイル名を示す）

④ヘア・トラップ調査との比較検証

該当カメラ地点におけるヘア・トラップ調査との比較検証を実施した。その結果は、下図に示すとおりである。

indnum	trapid	camera1	camera2	ヘア・トラップ判断の個体数	システム判定による個体数	システム判定結果備考
12	W47	BB01	BB11	2	2	個体数一致 BB18・BB18カメラの出現個体も確認
	W47	BB01	BB11			
17	W47	BB01	BB11			
8	W34	BB03	BB07	2	2	個体数一致 BB03は映像データ無し
	W34	BB03	BB07			
	W34	BB03	BB07			
	W34	BB03	BB07			
28	W34	BB03	BB07			
23	W50	BB04	BB16	1	0	除外データの為、判定無し
7	W35	BB05	BB06	2	1	
	W35	BB05	BB06			
	W35	BB05	BB06			
	W35	BB05	BB06			
32	W35	BB05	BB06			
20	W51	BB12	BB14	3	2	BB18及びBB20での出現個体も確認
26	W51	BB12	BB14			
	W51	BB12	BB14			
30	W51	BB12	BB14			
4	N12	BB15	BB17	1	5	個体数が大幅に異なる
	N12	BB15	BB17			
10	trap37	BB18	BB20	2	3	
	trap37	BB18	BB20			
33	trap37	BB18	BB20			
9	N06	BB21	BB22	1	1	個体数一致
	N06	BB21	BB22			
3	N11	BB23	BB24	1	1	個体数一致
4	N11	BB23	BB24	1	1	個体数一致
		個体数		**16**	**18**	

図 3-10.ヘア・トラップ調査との照合結果

trapid=W34 地点の BB03 カメラでは、カメラの異常により映像データが入手できなかった。trapid=W50 地点の BB04 および BB16 カメラでは、品質の悪い夜間映像のみが記録されていたため、事前処理で除去され、システムによる判定が行えなかった。

[結果の考察]

システムによる判定では、品質に問題のある画像を除外した結果、判定できない地点が存在し、また、個体数も完全には一致していない。一方、ヘア・トラップ調査では確認できなかった別地点に出現した同一個体が確認されており、これらの差異については、以下のような原因が考えられる。

- データ入手数の差異
  ヘア・トラップ調査では鉄条網に遺伝子が抽出可能な体毛が付着する必要があるが、自動カメラ撮影ではアングル内に個体が出現するだけで映像データが入手可能である。このため、自動カメラ撮影の方が取得できるデータ数が多くなる可能性がある。

- アングル不良
  片側のみや後ろ姿のみなど、特徴の抽出が難しい画像が含まれているため、個体識別における精度が低下する可能性がある。

- 画像品質
  一部の画像においては、日光の影響による光源異常や霧などの気象条件が画像品質に影響しており、個体識別における精度が低下する可能性がある。

[課題と展望]

本システムを使用して実施したヘア・トラップ調査との比較検証の結果、一部を除き大きなズレは見られなかった。しかし、気象条件による映像品質の低下や他の物体の影響による識別画像の減少、また偏ったアングルでの撮影が原因となり、機械判定が不可能な地点も存在した。また、撮影された特徴部位が少なかったため、最終的な目視確認に時間を要する場面も多く見受けられた。この点については、撮影機材や撮影手法の改善が求められる。

さらに、今回の検証で得られた個体数は 20 未満であったが、目標の 50 個体以上を効率的に判定するためには、更なる改良が必要であると考えられる。「アルゴリズム開発のまとめと展望」に記載されている骨格検出技術などを活用し、現在目視で行っている判定画像の選定を自動化することや、骨格比較判定を組み合わせることで判定精度を向上させる方策が有効であると考えられる。

4.ヒグマ生息密度推定の活用に向けて

［システムの評価］

今回開発した個体識別システムは、赤外線センサーで野生動物を検知し自動撮影するカメラトラップによって撮影された複数の動画ファイルをもとに、ヒグマが撮影されている動画ファイルを自動検出し、そこから複数の静止画像を切り出し、背景を除去した全身画像から個体識別を行うものである。

ヒグマのように斑紋等の個体に特徴的な識別箇所を持たない種では、顔による識別法が検討されることが多いが、飼育下や人付けなどを通じて人への警戒心の低い個体ではなく、野生環境下におけるカメラトラップによる撮影画像を用いる以上、正確な顔画像を取得することは困難である。本システムでは全身の画像を用いた個体識別を行っている点で、撮影される画像のうち、解析に利用可能な動画ファイルの割合を増やすことができた。

背景除去ツールについても昨年度よりも精度が向上し、ヒグマの体色と類似した色に見える木杭もきれいに除去することができた。これにより、木杭や立木などヒグマを誘引して立ち上がらせるための工夫も、個体識別を妨げないことが確認できた。

個体識別モデルにおいては、同一場所で撮影された別個体は高い精度で識別可能だが、別な場所で撮影された同一個体については精度が低下した。また昼間の映像に比べて夜間の映像でも識別精度が低下した。改善策として体長や動きなどの新たな特徴を活用すること、顔特徴の詳細分析が提案されている。これに加えて、1 か所に設置するカメラトラップの数を 2～3 台に増やすことで、複数の画角から同一個体情報を得ることで学習や推論のもととなる情報量を増やし、識別精度を向上させることが期待される。

現時点でヘアトラップ法に代わるヒグマ生息密度推定法としては実用段階にないが、実用化に向けて解決できそうな課題も見えており、継続した検討が望まれる。またヒグマの撮影頻度を自動解析する仕組みとしては実用化できる段階になったといえるだろう。

［カメラトラップ設置案］

本システムを効果的に機能させるためには、良質な画像を撮影することが極めて重要である。そこでカメラトラップの設置方法について、以下の通り提案する。

1)ヒグマの誘因

ヒグマは森林内に低密度で単独で生活しているため、その姿を撮影するためには、カメラトラップ前に誘引することが効果的である。また誘引の効果により、カメラトラップの画角内での滞在時間を延ばし、また共通した姿勢を含む様々な姿勢を撮影できることが望ましい。その方法として、木質防腐剤を塗布した木杭を利用した方法では、誘引による安定した撮影実績がある（Sato et al. 2020; Kanazawa et al. 2024; Toyoshima and Sato 2024）。その具体的方法は以下の通

りである。杭は長さ 2m 直径 15cm のカラマツ間伐製の木杭を用いる。手動ドリルなどを用いて地面に直径 10cm の穴を掘り、木杭を立てて、掛矢などで叩き 30cm ほど埋設する。地面を叩き固めヒグマが寄りかかっても倒れない程度の強度とする。木杭上部に木質防腐剤である環境配慮型クレオソート（クレオソート油 R、吉田製油所製、JIS 認証、家庭用品規制法適合商品）を刷毛等で塗布、または飲料用アルミ缶容器等に小分けにしておいたものから滴下する。その分量はおよそ 50ml 程度である。杭上部に塗布することで、杭上部へのヒグマの関心を寄せ、立ち上がって擦りつける行動を誘発する狙いがある。塗布時に地面にこぼすと、ヒグマの関心が地面に集中するため、できる限りこぼさないように注意する。

杭の設置地点はなるべく平坦で、カメラ方向の足場が安定しており、立ち上がりやすい場所を選ぶと、ヒグマは安定して背擦り行動を行うことができる。また周囲に立木があると、杭ではなく、立木に背擦りしてしまうことがあるため、立木からは数 m 離れた場所を選ぶことが望ましい。背擦りトラップを訪問した個体が木杭に身体を擦りつける様子、特に 2 肢立ちで腹面をカメラに向けて擦る様子を撮影することで、立ち上がり身長、胸部斑紋の色と形状、外部生殖器などの情報も得ることができる。一方カメラに対して側面や後方で背擦り行動が行われると、ヒグマを誘引できているにもかかわらず、撮影できる情報量が低下する。これを防ぐため、背後に枝を積むことで杭の裏側に回り込むのを防止する。また、木杭を設置することなく立木に直接上記クレオソートを塗布することができれば、木杭の設置が不要となり、設置や維持に係る作業効率が向上する（下鶴ほか 2022）。立木を利用する場合にも、平坦な場所や、斜面であっても斜面上方から寄りかかるようにこすりつけできる場所に誘引剤を塗布することが望ましい。

2)カメラトラップの設置方法

背擦りトラップを活用したカメラトラップ設置例を図に示した。

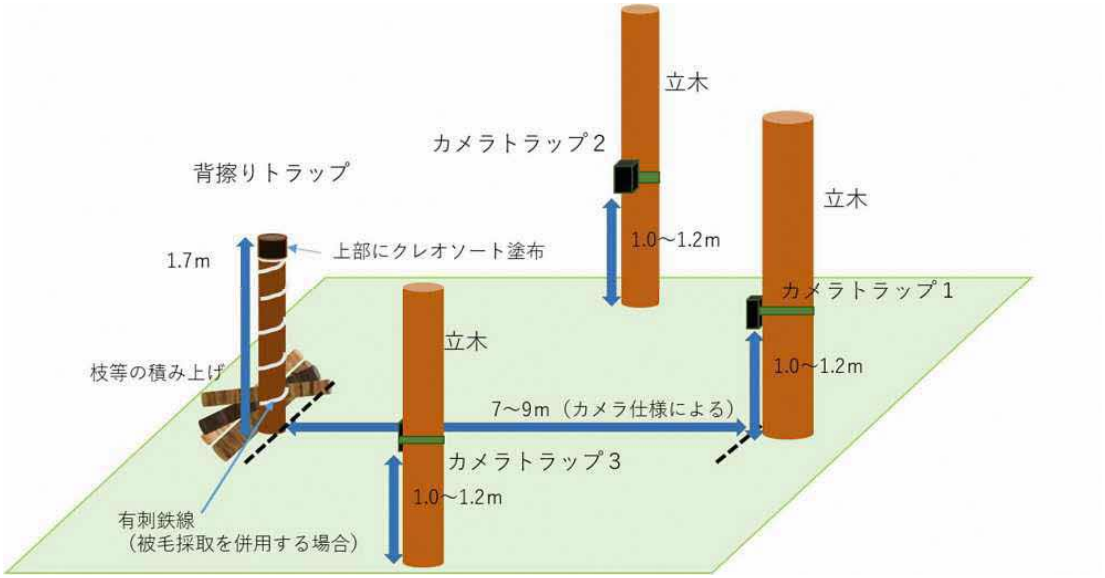

図 4-1. 背擦りトラップを活用したカメラトラップ設置例

背擦りトラップに誘引したヒグマを効果的に撮影するため、適切な方法でカメラトラップを設置することが求められる。まずカメラトラップの仕様により、カメラの画角やセンサー感度が異なるため、仕様に応じて、適切な距離で設置する事が重要である。現地で試験撮影を行い、目的とする範囲を確実に撮影できるように調整を行う。

背擦りトラップを活用して撮影を行う場合、ヒグマのオス成獣の立ち上がり身長の測定を考慮すると、背擦りトラップを中心に地際から高さ 2m50cm までが画角に入るように設置すると、すべての個体の立ち上がり姿を画角に収めることができる。また背擦りトラップ前面での四肢歩行状態の撮影も考慮すると、背擦りトラップの地際より 1m ほど手前の地面までが画角に含まれることが望ましいこの場合のカメラ設置高さは、100～120cm 程度になる。ただし、立木の角度や平坦ではない地形の場合もあるため、この限りではない。所定の画角を確保することを優先して設置する。

カメラの設置は、杭などを使用するよりも、立木を使用することが望ましい。木杭、鉄杭などはヒグマの関心を呼び、倒されたりかじられたりするリスクが高い。また、カメラの固定に可動式のマウントを活用する場合、画角の微調整は容易になるが、可動部位があるとヒグマによる破壊のリスクが高まることから避けた方が良い。

カメラの設置方向については、カメラに日差しが入ると白飛びして個体識別を困難にするため、可能な範囲で直射日光を避ける角度で設置することが望ましい。また立木の枝葉や林床植生が映り込むことも望ましくない。適宜刈り払いなどを行う必要がある。

同じ個体を複数の画角から撮影することで、画角にとらわれない個体情報を学習させることが、個体識別精度の向上には不可欠である。可能な範囲で複数のカメラを同時に設置することが望ましい。この際、それぞれのカメラを他のカメラの LED フラッシュが映りこみ画像が白飛びしないように、撮影方向が 90 度以下になることが望ましい。

細かな留意点として、カメラトラップに、背擦りトラップに塗布するクレオソートの匂いが付着すると、ヒグマがカメラトラップに関心を示し、かじったり、落下させたり、画角を変えてしまったりする。このようなことがないよう、背擦りトラップの設置者とカメラトラップ設置者で作業を分ける、使い捨て手袋等を利用する、調査地への運搬時にも同様の配慮をする等、カメラトラップに人為的な匂いを付けないことに細心の注意を払う必要がある。

カメラトラップを設置する際の予備撮影時に、背擦りトラップ前面で縦方向、横方向に 3m 程度のスケールで事前撮影しておくことにより、撮影された個体の体サイズに関する指標とすると、体サイズを加味した個体識別に有効である。

3)カメラトラップの仕様

個体識別を目標とした場合、撮影される画像は極力高画質であることが望ましい。最低でもフル HD（1920×1080）、できれば 4K（3840×2160）での動画撮影が望ましい。また、夜間の撮影性能も重要である。昼間と夜間にそれぞれ特化したレンズ搭載した機種もある。高画質化に伴い、映像を記録する SD カードなども高容量のものを使用する必要がある。また書き込み速度・

読み込み速度も、撮影する画質にふさわしい性能である必要がある。

4)カメラトラップの見回り

カメラトラップの見回りは、搭載する SD カード容量、電池の種類により決まる他、エゾシカ等ヒグマ以外の野生動物の生息密度、春から夏にかけての林床植生の繁茂スピードにも影響を受ける。カメラ設置時にはもちろん、見回り時にも草刈りや枝払いなどをこまめに行い、カメラトラップへの映り込みやセンサー検知範囲内で誤作動を誘発する植物の除去を行う必要がある。

クレオソートの塗布頻度は、カメラトラップの見回り頻度よりも少なくても問題ない。設置時のみの塗布でも 3 ヶ月程度の調査セッション中は十分効果が持続する。

従来のヘアトラップ法と比べると、被毛採取に要するよりも SD カード交換と電池交換で作業が完了するため現地での作業時間はより短時間で可能である。

[今後の課題と展望]

別な撮影地点での同一個体の識別、夜間の同一地点別個体の識別には課題を残した。同一地点で複数のカメラトラップを設置することで、同一個体を異なる画角から撮影した画像を増やすことで識別精度が向上するかどうかは、検討の価値があるだろう。またヒグマの行動習性から早朝や夕方の行動が多く、10 月以降は狩猟期間に入るためか夜間の活動時間が増える傾向にある（Toyoshima and Sato 2024）。明るい時間が短くなる 8 月以降 11 月にかけては、夜間の撮影が増加する傾向にある。夜間の識別精度を向上するためには、まず夜間撮影に適したレンズで高画質画像を取得することが重要であろう。また昼間と夜間とで識別結果が一致しないことも個体数推定には支障がある。昼間も夜間用レンズで撮影して識別精度を比較するなど、撮影上の工夫も必要だろう。

また、親子や兄弟など複数個体が同時に行動している場合の課題もある。複数個体を検出した場合に、その動画を検出して、個別に画像を切り出すなどの工程が自動化できると、個体数推定に有効だろう。

カメラトラップによるヒグマの生息密度推定に求められる地点数や地点密度に関する十分な知見はまだない。ヘアトラップ法で採用されている方法を用いて試験していくことになるだろう。今後、大規模カメラトラップ調査による試験が行われれば、調査対象面積、カメラ地点数や密度を変えてシミュレーションを行うことで、生息密度推定に求められる最適な調査デザインが提案できるようになるだろう。

これまで、カメラトラップ法では撮影の技術は進み、カメラ価格の低下とカメラ性能の向上もあり、従来よりも得られる情報量が増加している一方で、撮影した動画の確認に要する時間と労力が律速段階となっていた。本課題で開発されたシステムは、AI による個体識別に基づく個体数推定への可能性を示したことに加えて、カメラトラップで撮影した画像の保存された SD カードをそのまま解析にかけることで、自動的にヒグマが撮影された画像を抽出し、その一覧を作

成できる点でも、大変役立つツールとなっている。動画確認の作業を自動化することで、カメラトラップによるモニタリングが容易になり、撮影努力量あたりの撮影頻度（Relative Abundance Index、RAI）を指標として個体数動向を長期的にモニタリングできるようになるだろう。振興局職員や市町村職員、被害防除実施隊員、関心ある市民などによるカメラ設置や見回りによる、市民科学的なヒグマ個体群モニタリングの道内 6 管理ユニットでの同時実施も実現可能性が出てくるだろう。これは従来北海道が行ってきた広域痕跡調査に加えて、新たな個体数指数として活用できる可能性がある。

[引用文献]

Kanazawa, S. Nomura, K., Tani, K. Ishibashi, Y. Tsukano, Y. Kawamura, K., Toyoshima, H. and Sato, Y. 2024. “Using camera traps to assess body condition of brown bears in Hokkaido” Ursus, 35: article e7.

Sato, Y., Nakamura, H., Kobayashi, K., Sekiguchi, M., Ishibashi, Y. & Itoh, T. 2020. “Evaluation of the Effectiveness of Scented Wooden Posts for DNA Hair Snagging of Brown Bears.” Mammal Study, 45: 213–18.

下鶴倫人・坪田敏男・深澤渓太.　2022.　“Ⅱ－１　ヒグマ個体群の新規個体数推定法の開発.”遺産価値向上に向けた知床半島における大型哺乳類の保全管理手法の開発. 環境研究総合推進費 終了研究成果報告書 4-1905, (東京農工大学・北海道立総合研究機構・北海道大学・知床財団, 編): 12–26.

Toyoshima, H. and Sato, Y. 2024. “Camera traps reveal variation in diel activity patterns among different sex-age classes in brown bears in Hokkaido.” Mammal Study, 49: 359-370.