

環境影響評価における AI 技術を活用した猛禽類調査の支援・効率化の可能性検討

(株)長大 ○吉川 修司
(株)長大 多川 潤
(株)長大 政倉 誠
Remoword Inc. 徳光 宏樹

1. 目的

建設事業の環境影響評価では、事業区域と重要な猛禽類の営巣地との位置関係が影響程度を評価する 1 つの要因となる。このため、猛禽類の生息状況調査を行い、当該地域での繁殖有無を確認し、営巣地を特定する事が大きな課題となる。

猛禽類の生息状況調査は、現地調査にて、専門の調査員による猛禽類の飛翔状況等の目視確認が主な方法となる。しかし、複雑な地形の中での調査も多く、広範囲の視認が困難な場合もある。複数の調査員又は移動しながらの観察により視野範囲を拡げ、調査を行う。反面、限られた調査費用と時間の中で効率的な調査が求められる。

このため、現地調査では、調査員の補完として、ビデオ撮影との併用の調査も実施される。調査員の観察結果は記憶に頼るもので確認状況の正確な記録が困難な場合もある。また、ビデオの撮影では結果を記録出来る画像から種の判別は困難な場合が多い。そこで、調査員とビデオで異なる視方向から同時観察する方法とする事で、視野範囲等の相互補完を行い、営巣地を絞り込む重要なデータの効率的な取得に繋げる有効な手段となる。

このような中、猛禽類の確認記録が 1 日あたり、数データの場合も多々ある。このため、ビデオ撮影を併用した場合、長時間の録画撮影データから僅かな記録を、現在は人力で確認・抽出している事から、作業に時間を要する割に生産性効率が低い。

本研究では、録画した猛禽類の動画からの確認・抽出について、AI 技術を活用した猛禽類の自動検出による作業省力化とともに、猛禽類の種類の判別技術の適用可能性の検討を行った。

2. 猛禽類調査支援システムの開発

(1) 動画から猛禽類の自動検出

猛禽類の生息状況調査においては、繁殖期の生態としてオオタカを例に挙げると、営巣場所上空での波状飛行、旋回・上昇・急降下の繰り返し飛行が見られ、採食方法として、主に林縁の枝にとまって待ち伏せし、獲物の背後から急襲する他、上空から急降下して襲う等の行動が見られる。イヌワシやクマタカも同様に、飛翔や木にとまって獲物を待つ等の行動が見られる¹⁾。この様に、繁殖の可能性の情報として、主に飛翔や木などにとまる行動が記録される。

そこで、AI 技術を活用した猛禽類の自動検出は、動画から、猛禽類の飛翔中の状況等を自動検出するシステムの開発を試みる事とした。また、画像解析の学習モデルは、どこに何が写っているかを検出する物体検出を用いた。学習は、教師データとして、大きく姿勢の異なる飛翔時と静止時の 2 分類の画像から行った。各画像で猛禽類の範囲を囲み、「飛翔」や「静止」のパターンについて、アノテーション作業(図-1)を行い、学習を実施した。

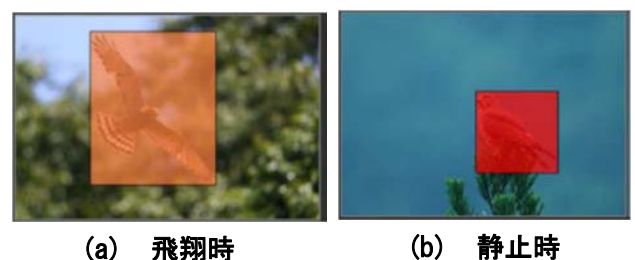


図-1 アノテーション作業の一例

キーワード AI, 物体検出, 物体分類, 猛禽類調査, 営巣地推定

連絡先 〒810-0004 福岡県福岡市中央区渡辺通 1 丁目 1 番 1 号 株式会社長大 TEL 092-737-8363

飛翔時の動きは、上下左右や前後に変化するため、近景から中景までの広い範囲での検出が可能なモデル構築が課題であった。物体検出の学習用の入力画像サイズ（ピクセル数）について、2 パターンのモデルで比較検討した（表-1）。動画撮影位置と飛翔時の猛禽類との様々な距離関係で、検出を可能とするモデルが実用的と判断した。これにより、近景から中景までの猛禽類を検知可能なモデルを選定できた（パターン②を採用）。

表-1 物体検出の学習用の入力画像サイズの比較検討

パターン	メリット、デメリット（精度と時間のトレードオフで Model 選定）
パターン①	手前の物体は検知可能。リアルタイム判定には有利。小さい物体検知に不向き。
パターン②	遠い物体まで検知可能。比較的、小さい物体検知可能。解析時間を要するため、リアルタイム判定には不向き。

静止時は、飛翔時と異なり、姿勢の違い、木々が背景に重なる事が多い等の中での検出が可能なモデル構築が課題であった。学習データ数となる「アノテーション作業の画像数」、「学習回数」の異なるパターンで検出結果を比較検討した（図-2 の①～③）。正解の検出頻度が高く、誤検出が少ない適正なパターンを探った。猛禽類が樹上に静止し続けている動画で、パターン①では、②③と比べ、検出頻度が低い。検出出来ていない時間帯がある。③は誤検出がある。②は静止している猛禽類を全ての時間帯で検出出来た。これにより、正解の検出頻度が高く、誤検出が少ない比較的精度よく検出できる学習データのパターンを設定できた。



図-2 学習データのパターンの検討の例

※画像下部の赤い部分の横軸が時間で、赤が検出された時間帯。
枚数は、画像数。ep(エポック (epoch) 数)は、学習回数。

（２）猛禽類の種類の自動判別

今回、動画から猛禽類を自動検出するシステムは、複数の猛禽類の画像を学習させて、画像の中から猛禽類を抽出するものとした。このため、猛禽類の種類の判別までは出来ない。実際の猛禽類の生息状況調査においては、同一調査地点で複数の種類の猛禽類他が出現する。調査結果は、種類毎に分類して記録が必要である。現在、システムの利用場面としては、調査員とビデオで同時観察する場合を想定しているため、調査員が記録した確認位置や時刻等から、ビデオで同時記録された猛禽類の分類は可能である。しかし、動画から猛禽類を自動検出するシステムに猛禽類の種類の自動判別可能な機能を付加出来れば、更なる作業省力化等に繋がる期待もある。

そこで、猛禽類の種類の自動判別について、3 種類の猛禽類で、自動判別のシステムの開発を試みた。対象とした猛禽類は、クマタカ、サシバ、オオタカとした。また、画像解析の学習モデルは、何が写っているかを分類する物体分類を用いた。猛禽類の生息状況調査では、猛禽類の種類の分類は、羽色や形等の形態的特徴を参考に行う。なお、生息環境や出現の季節、分布域などの基本をおさえた上で、成鳥、若鳥、幼鳥等の成熟度や雌雄の判別も可能な範囲で行うが、今回の開発は幼鳥等を除外して成鳥に焦点をおき、雌雄の判別までは行

わない事とした。

物体分類の学習用の画像について、既往の現地撮影写真等を收集整理した。正面、横、腹面等、様々な方向から撮影した種々の姿勢の画像がある。実際の調査を想定した場合、腹面を撮影する機会が多い。このため、今回は、覚える特徴を少なくするため、腹面から撮影した画像を学習させた。更に、各猛禽類の大きさをクリッピングした画像で学習させた。これにより、猛禽類の検出を行い、検出した範囲の画像で種類の判別を可能とする2段階のAIシステムとした。以上により、学習する特徴が限定され、ある程度精度よく判別できた(表-2)。

表-2 猛禽類の種類の自動判別テスト結果

ケース	検討ケース内容	学習枚数	テスト枚数	テスト正答率
ケース 1	腹面の撮影画像	1,344	144	0.91
ケース 2①	猛禽類 3 区分をクリップ処理	1,272	216	0.90
ケース 2②	猛禽類+風景の計 4 区分をクリップ処理	1,796	224	0.97

3. 既往の現地調査結果での検証

(1) 動画から猛禽類の自動検出

現地調査で撮影した既往の動画をテスト用として、自動検出を行った。ビデオ撮影位置と猛禽類の距離が様々なケースの動画で自動検出可否を確認し、汎用性をチェックした。この結果、一部、未検出もあるが、近景から中景までの広い範囲で、複数の現地の動画データで検出が可能であった(図-3)。

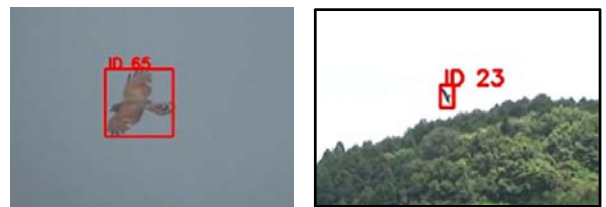


図-3 猛禽類の自動検出結果の例

また、既往の現地調査で、調査員とビデオ観察の併用により、営巣地を絞り込むための有用なデータ取得が可能となった事例で撮影した動画の自動検出可否を確認した(図-4)。本事例では、樹林から飛び出す猛禽類の状況が撮影出来ており、調査員の観察結果を補完し、営巣可能性範囲の設定を行えた。

自動検出の結果、重要な猛禽類の飛翔状況がクリッピング出来ている事が確認された。未検出の部分もあるが、一定程度の猛禽類の検出が行えており、効率的・早期の営巣地推定のための有用な情報取得の支援が可能になる事がうかがえた。調査員とビデオで異なる視方向から同時観察する方法とする事で、相互補完を行い、営巣地を絞り込む重要なデータを効率的に取得に繋げる有効な手段となる。

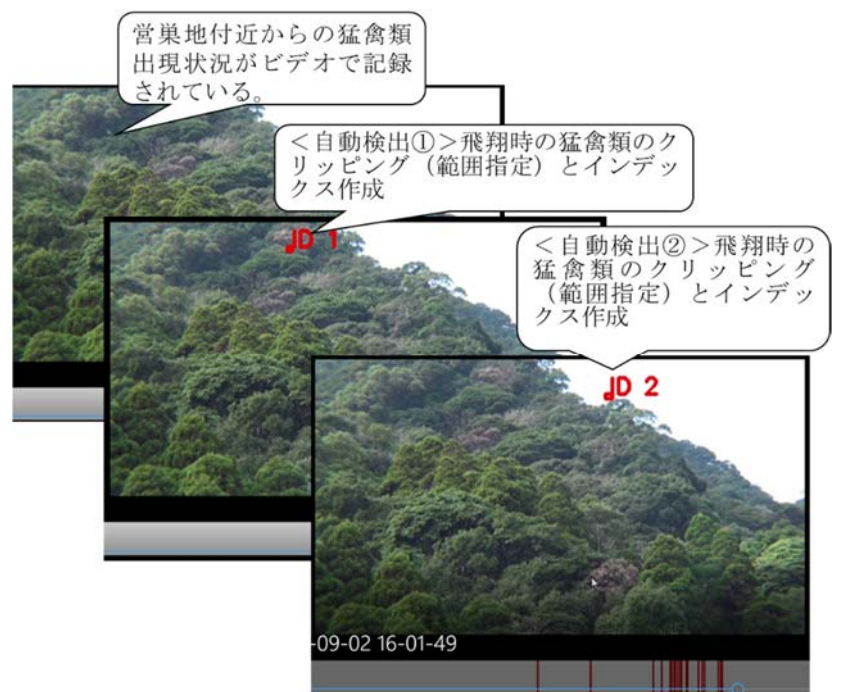


図-4 樹林から飛び出す猛禽類の動画事例

(2) 猛禽類の種類の自動判別

猛禽類の種類の自動判別のシステムについて、3種類の猛禽類で、ある程度精度よく判別できた事は述べた。

猛禽類の生息状況調査においては、複数の猛禽類が出現するため、種類別に分類が必要となる。ここでは、猛禽類の種類の自動判別のシステムの適用範囲の更なる拡大を試みた。今回は、猛禽類の種類の自動判別について、特定の撮影方向である飛翔中の腹面の画像から、12種類の猛禽類の学習を行い、自動判別のシステムの検証を行った。対象とした猛禽類は、クマタカ、サシバ、オオタカ、ハチクマ、ミサゴ、トビ、ノスリ、チョウゲンボウ、ハイタカ、ハヤブサ、チュウヒ、ツミとした。

今回対象とした猛禽類12種中、9種について、概ね正答率70～100%となった。ハイタカ、ツミで精度が低いものがある（表-3）。特定姿勢でははっきりと映った画像については、比較的良好に区分出来ることが確認された。ただし、学習データ数が少ない等から、まだ汎用的に利用することは難しい。今後も継続してより多くの画像を収集して、多様な姿勢に対しても学習を進める事等で、汎用的に使用出来る可能性はある。

表-3 猛禽類の種類の自動判別テスト結果一覧抜粋

NO	種名	学習枚数	テスト枚数	テスト正答率
1	ハチクマ	300	28	0.86
2	ミサゴ	272	28	0.71
3	ハイタカ	288	28	0.43
4	チュウヒ	180	28	1.0
5	ツミ	180	28	0.29

インプット	アウトプット
【サシバ】  2 (1).png 2 (30).png 2 (54).png 2 (87).png 2 (89).png 2 (95).png 2 (102).png	<pre> 0 ('02sashiba', 1.0) 1 ('10nosuri', 1.0) 2 ('02sashiba', 1.0) 3 ('03ootaka', 1.0) 4 ('02sashiba', 1.0) 5 ('02sashiba', 1.0) 6 ('02sashiba', 1.0) </pre>
【ハイタカ】  1J5A0122.png haitaka (6).png haitaka (11).png haitaka001.png haitaka008.png haitaka014.png haitaka020.png	<pre> 0 ('12tumi', 1.0) 1 ('07haitaka', 1.0) 2 ('03ootaka', 1.0) 3 ('03ootaka', 1.0) 4 ('07haitaka', 1.0) 5 ('07haitaka', 1.0) 6 ('03ootaka', 1.0) </pre>

図-5 猛禽類の種類の識別結果例

4. 現地調査での試用

実際の現地調査において、調査員とビデオで異なる視方向から同時観察を行い、動画から猛禽類の自動検出による効果把握のため、動画から猛禽類を自動検出するシステムを試用した、

飛翔状況の全てを自動検出は出来なかったものの、一連の飛翔状況の一部の自動検出が行え、確認状況等の相互補完が行えた(図-6)。調査員が確認出来ていない飛翔状況をビデオで記録出来た。本現地調査にて確認された猛禽類は、アカマツやスギ等の針葉樹に巣をかける等の知見がある¹⁾。調査員が確認出来ていない飛翔状況として、針葉樹等の樹林付近から

らの動画が撮影出来ていた。これにより、繁殖可能性のある営巣地の絞込みのための重要なデータ取得を出来る可能性がある事が分かった。

猛禽類の自動検出については、調査員とビデオ観察の併用であれば、より正確に、重要な飛翔記録等を取得出来、効率的に営巣地を特定するための支援ツールとしての活用可能性はある事が確認できた。調査員の記憶とビデオの記録の比較等の再検証を行う相互補完により、重要なデータを得る事が出来る可能性もある事が分かった。

5. まとめ

今回、環境影響評価における AI 技術を活用した猛禽類調査の支援・効率化の可能性を探った。録画した動画から猛禽類を自動検出するシステムにおいては、100%の検出とはならないものの、近景から中景までの広い範囲で、複数の現地の動画データで検出が可能であった。更に、調査員とビデオ観察の併用であれば、より正確に、重要な飛翔記録等を取得出来、効率的に営巣地を特定するための支援ツールとしての活用可能性は確認出来た。また、猛禽類の種類を自動判別するシステムにおいては、特定の撮影方向である飛翔中の腹面のはっきりと映った画像については、比較的良好に区分が出来た。今後、更なる誤検出の低減や学習データの蓄積等により、猛禽類調査において、AI 技術の活用による支援・効率化に繋がる可能性があると言える。

なお、現在、猛禽類の自動検出及び種類の自動判別システムは各々で独立したシステムとして開発している。今後、2つのシステムを統合するとともに、相互のシステムを連動させて、感覚的に操作可能なユーザーインターフェースを整備する事で、より作業省力化が図れ、生産性向上に繋がると考える。

参考文献

- 1) 環境省自然環境局野生生物課、猛禽類保護の進め方(改訂版) — 特にイヌワシ、クマタカ、オオタカについて —, pp. 11-32, 平成 24 年 12 月



図-6 調査員とビデオの同時観察による効果把握