

データセットの概要

このデータセットは風力発電所の連続写真から、人が発見できる鳥についてそのバウンディングボックスと種類を記録したものである。その構造を図 3-1- 42 に示す。まず連続写真が画像のリストとして与えられている。そしてそこに含まれる各画像に、出現する鳥のリストが関連付けられている。これにより連続写真中で発見されたすべての鳥のデータにアクセスできる。1 羽の鳥を表現するデータ項目として、1. バウンディングボックス左上の座標 (x, y)、2. バウンディングボックスの幅、高さ (width, height)、3. 鳥の種類を用意した。データ量としては、10,815 枚の連続写真から発見された 15,725 個の鳥の情報を含んでいる。

この鳥のデータは画像のすべての領域を人が網羅的に確認して作成されたものである。そのため見落としの可能性を除けば、人が画像から発見できるすべての鳥が含まれていることになる。そして鳥探しに取り組んだのは鳥観察能力に長けていると考えられる日本野鳥の会会員らであるから、見落としも一般の人が取り組んだ場合に比べて少ないことが期待できる。このデータセットを鳥検出についての評価に利用すれば、システムと人の鳥発見能力を比較できる。

また、画像中には鳥と紛らわしい飛行物体が含まれる。飛行機、ヘリコプター、昆虫、落ち葉などである。これについても記録をとり、これらの物体については鳥の種類の欄にその名称が記入した。この鳥でない物体の記録は、見落とされた鳥と区別するために取った。これを学習の負例として利用可能することもできる。さらに鳥か鳥でないか発見者が判断できなかったものも記録した。結果としてこのデータセットには人が鳥とわかるもの、鳥でないとわかるもの、鳥か鳥でないか判断できないものの 3 種類の画像が含まれ、そのそれぞれを利用できる。

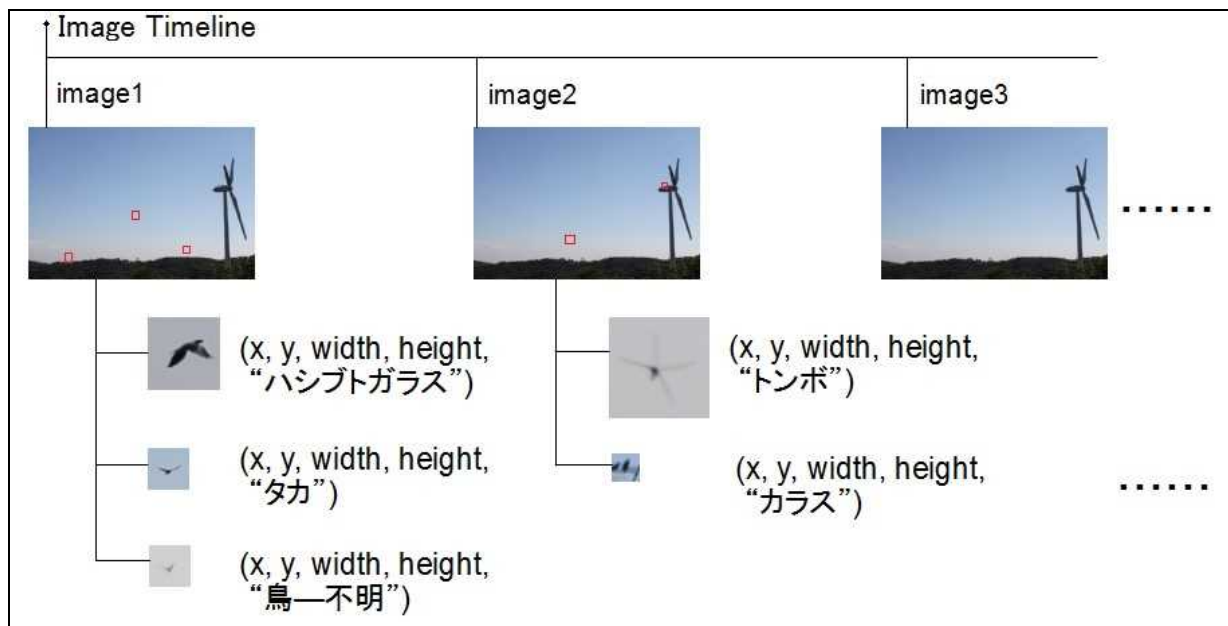


図 3-1- 42 データセットの構造



図 3-1- 43 撮影に使用したカメラとそのケーシング

撮影システム

このデータセットの構築に用いた、風力発電所で撮影された連続写真について述べる。この画像は長谷川 [6] が実験に利用した画像である。自動撮影システムを利用しており、その概要と画像の様子を説明する。

カメラとレンズの選定

この研究での自動撮影に用いたカメラは Canon EOS Mark II 5D (図 3-1- 43) である。撮影パラメータを表 3-1- 4 にまとめた。これは先行研究で白石ら [1] が用いたものと同じである。民生品として最高の解像度のカメラを選んだ。望遠レンズ EF70-200mm F4L USM を用い、画角は $27^{\circ} \times 19^{\circ}$ として撮影を行った。この設定では、580m 先の大きさ 1m の鳥を 20 ピクセルの解像度で撮影することができる。白石らの 20 ピクセルで撮影された

鳥について安定した認識が可能だとの結論とあわせ、このカメラにより風力発電所周辺をカバーする野鳥撮影システムが構成できたといえる。

表 3-1- 4 カメラの構成

カメラ	Canon EOS Mark II 5D
レンズ	EF70-200mm F4L USM
焦点距離	70mm
ピント位置	43. 0m
撮影モード	Tv (シャッタスピード一定)
シャッタスピード	1/1600
ISO 感度	2000

自動撮影・保存システム

上記のデジタルカメラと PC を接続し、写真の自動撮影を行った。デジタルカメラと PC は USB2.0 ケーブルにより接続されており、PC からのカメラの制御と、PC のハードディスクへの画像の保存が可能である。デジタルカメラにより撮影される画像は解像度 5616 × 3744 ピクセルのJPEG (.jpg) ファイルであり、ファイルサイズは 1 枚 5MB ほどである。この大容量のために、USB ケーブルを介しての画像の保存に時間がかかる。したがってシャッター間隔は 2 秒に 1 回と広いものになった。デジタルカメラの内部ストレージへの保存はより高速に行うことができるが、撮影枚数は限られる。ここでは長時間の撮影により、利用できる連続な画像の枚数が増えることを優先した。

構築方法

このデータセットの構築のためのデータ入力作業は日本野鳥の会の会員らによって行われた。作業者らが連続写真を 1 枚ずつ確認していき、鳥を発見するごとにそのバウンディングボックスと種類を入力する、という方法である。データ入力作業に参加した作業者の数は 12 人である。その元の連続写真は解像度 5,616 × 3,744 ピクセルと大きいため、この各画像を分割して配布し、その各断片についての時系列からの鳥の発見作業を分担して行った。画像は横に 6 分割、縦に 5 分割、計 30 分割され、その各断片の解像度は 937 × 749 ピクセルである。ただし元の画像の端は調整のためにこれより小さくなっている。時間については分割せず、各断片を 10,815 枚まとめて渡した。



図 3-1- 44 撮影された画像の例

上：朝 9 時ごろの様子、下：昼 15 時ごろの様子 朝の画像では晴れ渡っているが、昼過ぎから雲が現れている。また時刻による照明変化のために風車の陰に変化が生じている。これは誤認識の原因になり得る。

表 3-1- 5 鳥の種類を選択肢

ハシブトガラス		ハイタカ		チョウゲンボウ
ハシボソガラス		チュウヒ		ハヤブサー 不明
カラスー 不明		ノスリ		鳥ー 不明
ミサゴ		サンバ		飛行機
ハチクマ		トビ		ヘリコプター
オオタカ		タカー 不明		昆虫
アカハラダカ		ハヤブサ		非鳥類ー 不明
ツミ		チゴハヤブサ		不明物体

作業環境については統制せず、各会員が自由な場所で各自の PC でデータ入力作業を行った。ただし全ての作業者が 937 × 749 ピクセルの画像の断片の全体をディスプレイ上に一度に表示できることは、事前に確認した。

データ入力作業のために画像の表示、データの入力用インターフェースを用意した。その画面を図 3-1- 45 に示す。このインターフェース上で、各作業者は次の手順で鳥データの入力にあたった。このインターフェース上で可能である操作は、表示されている画像の時間方向での送り、戻しとバウンディングボックスの入力、バウンディングボックスへの鳥の種類割り当てである。各作業者へ次の手順でデータ入力に当たるよう指示した。

1. 画像を送りながら、鳥が写っていないかを確認する。
2. 鳥かほかの飛行物体を見つけたら、マウスのドラッグによりそのバウンディングボックスを入力する。
3. 種類選択ウィンドウから鳥・非鳥類の種類を選択する。適切なものがなければキーボードで入力する。
4. 1 から 3 をすべての画像について繰り返す。

画像送りについては、作業者がマウスかキーボードで自由なタイミングで送るモード、一定時間おきに自動で送られるモードの 2 つを用意し、自由なタイミングで切り替えられるようにした。自動送りの速度は 0.1 秒から 0.5 秒の間で作業者が選ぶことができるようにした。また画像送りのほかに画像戻しを用意し、前のフレームと比較しながら鳥を探すこと、また前のフレームで入力したデータを変更することを認めた。バウンディングボックスを指定する際には、対象が矩形からはみ出ないように余裕をもって囲うように指示した。

鳥・非鳥類の種類の選択肢としては、表 3-1- 5 を用意した。これは事前の現地調査で報告された鳥の種類である。具体的な種名（ハシブトガラスなど）とグループの名前（カラスー不明など）を併記し、種が特定しにくい場合に対応した。この中にない鳥を発見した場合は、キーボードで種類を入力することとした。

データセットの詳細

鳥の発見作業の結果、1 日に撮影された 7 時間分、10,815 枚の画像から 15725 個の鳥領域のバウンディングボックスが記録された。また鳥でない物体は 2399 個記録された。

データセットに含まれる鳥、非鳥類の種類の内訳は図 3-1- 46 の通りである。画像例を図 3-1- 47 に示した。

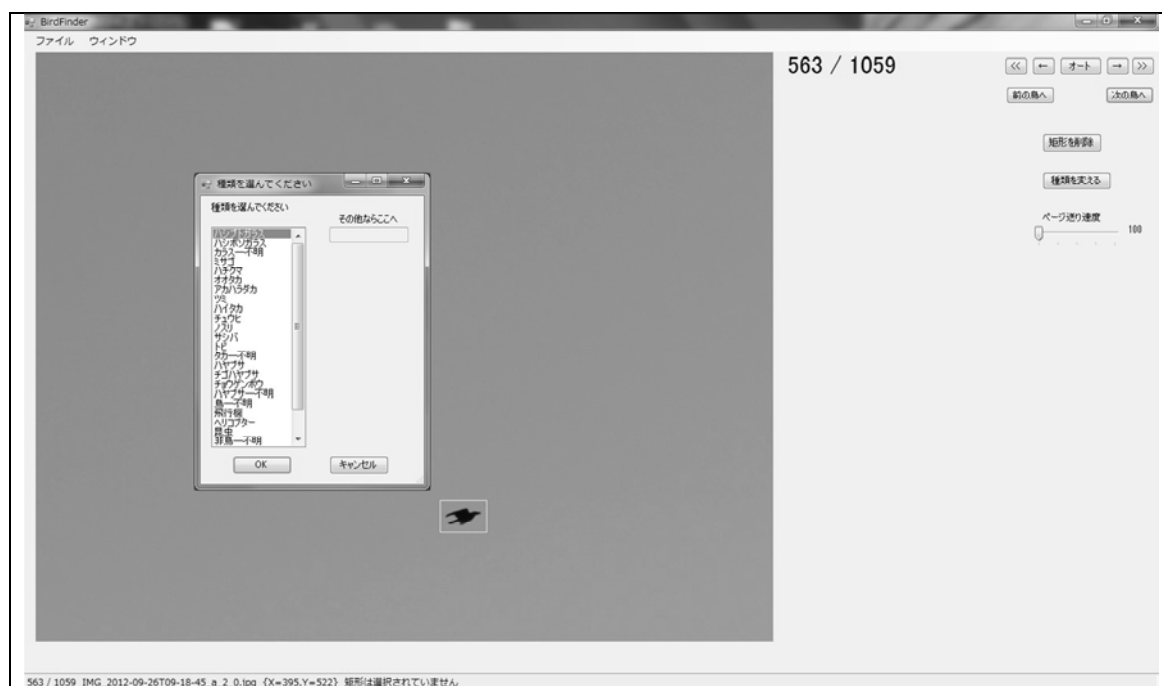


図 3-1- 45 データ入力用インターフェース

データセットに含まれる判明した鳥の種類としては最も多いのはタカ類、次にカラス類であった。タカ類、カラス類とだけわかったものと、より細かい具体的な種名までわかったものをまとめて集計した。タカ類の例は図 3-1- 47a のハイタカ、図 3-1- 47b のハチクマなどである。図 3-1- 47c、d も詳しい種類は不明であるがタカ類であると報告された。カラス類の例は図 3-1- 476c のハシブトガラスである。その他の鳥に含まれる少数撮影された鳥の種類としてはスズメ類などの小鳥が確認されている。生息数でいえば大きいと予測される小鳥類よりタカ類、カラス類が多く見受けられた。これは大きさ、飛行高度といったカメラへの映りやすさが得られる鳥画像の量に大きく影響しているためである。カメ

ラを通すと個体数でいえば多いが小さい鳥よりも、少なくとも大きくカメラに映りやすい鳥のほうが頻繁に確認されることに留意する必要がある。鳥であるとはわかるが、種類は画像から判断できないものも 35 % ほど含まれている。図 3-1- 47f はその例である。なお保護対象である絶滅の危機に瀕した海ワシ類の画像は発見されなかった。

判明した鳥の種類として最も多かったのはタカ類、次はカラス類であった。これらを例に鳥の種類からくる見た目の違いを図 3-1- 48 に示す。タカ類はカラスに比べると体長に比べ翼幅が大きい傾向にあり、そのことが見て取れる画像での種の判別は比較的容易である。体の色がわかるときはさらに容易に判別がつくはずだが、今回の撮影条件ではそこまではっきりとわかる場合は少ない。翼や胴といった部位の特定ができないほど小さく写っている場合でも、種類が特定される場合がある。人がこのようなケースの判別を行うときは、1 フレームの画像のみではなく、よく写ったほかのフレームで判明した種類を伝搬させる、また複数フレームを比べて飛び方を見るといった方法をとっている可能性が大きい。

鳥以外の物体としてはまず飛行機・ヘリコプター、その次に昆虫が多く発見された。図 3-1- 47g、 h は飛行機である。飛行機は形状は鳥に似るが、色が白いこと、また上空高くを飛ぶため大きさと比べた時の見た目の 1 フレームでの移動距離が小さいことから区別できる。昆虫については、撮影時期が 9 月であったことからトンボが多く撮影された。図 3-1- 47i、 j、 k はトンボである。トンボと鳥の見た目の差は、トンボは鳥と異なり羽が 4 枚あり、また半透明である点、トンボは鳥と比べて腹が細い点などである。いくつかの画像は図 3-1- 47i、 j のようにこれらの特徴がはっきりと見受けられ、容易に鳥でないと判断がつく。しかし図 3. 6k のように 1 枚の画像からは昆虫であると判断しにくい場合でも、前後のフレームとの関係などからトンボであると明らかになる場合もある。野鳥の生息地には多く場合そのエサとなる昆虫も生息している。このデータセットもその現地の生態系を反映しているといえる。そのため鳥と昆虫の判別は生態調査にはついて回る困難さであり、このような非鳥類例を含んだ画像で鳥認識を評価できることは好ましいことである。

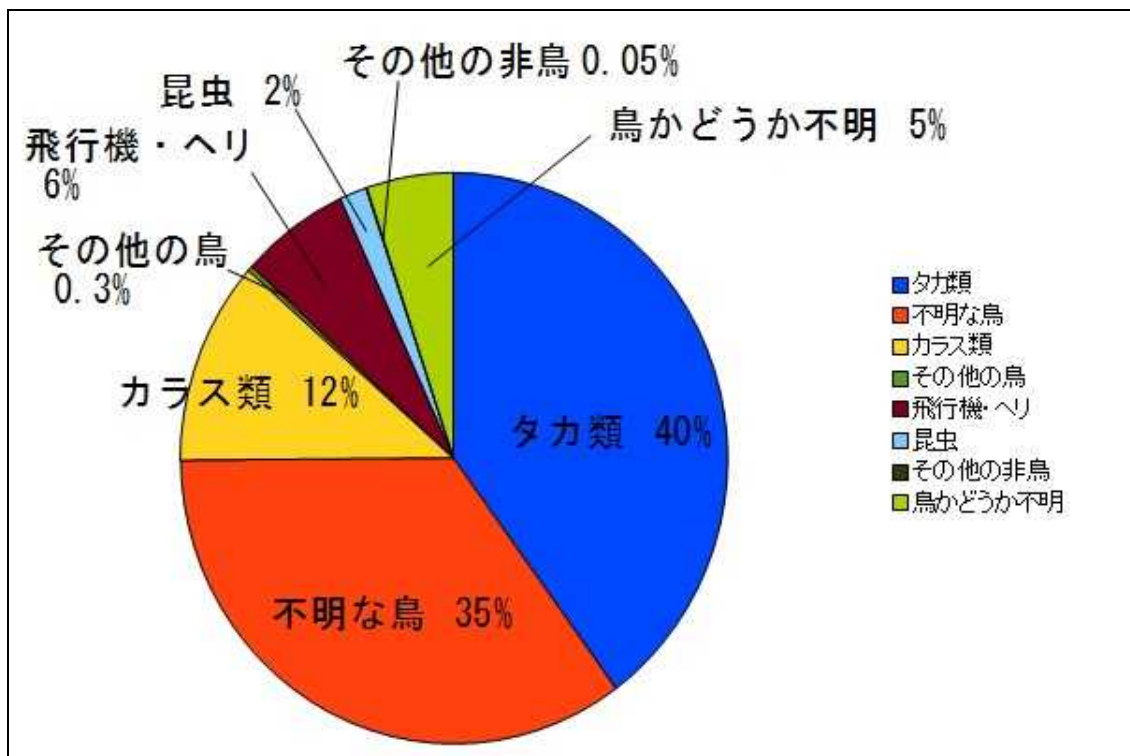


図 3-1- 46 発見された鳥・非鳥類の内訳

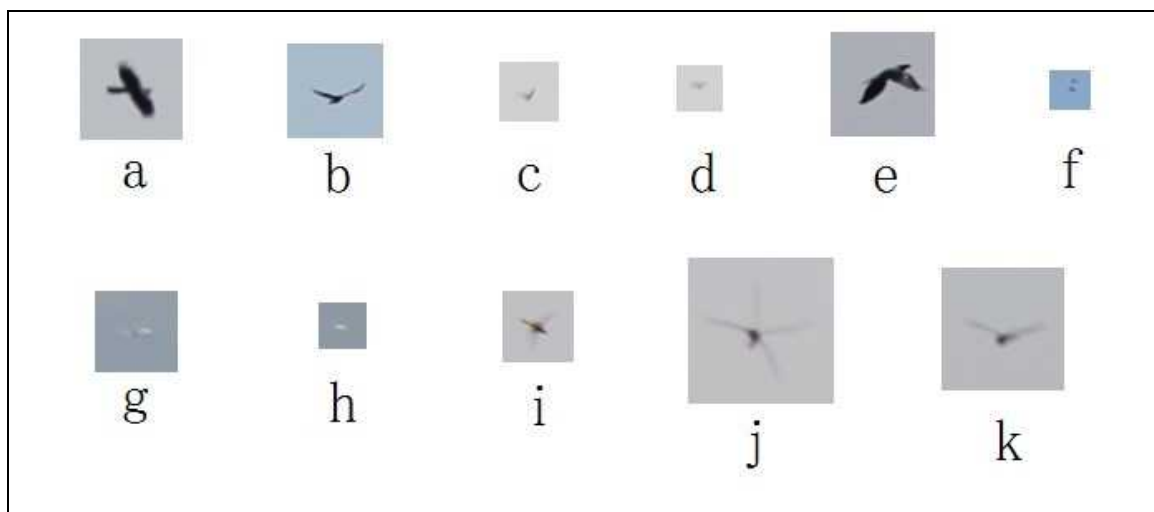


図 3-1- 47 発見された鳥・非鳥類の画像例

a: ハイタカ、b: ハチクマ、c~d: タカ（詳細不明）、e: ハシブトガラス、f: 鳥（詳細不明）、g、h: 飛行機、i、j、k: トンボ

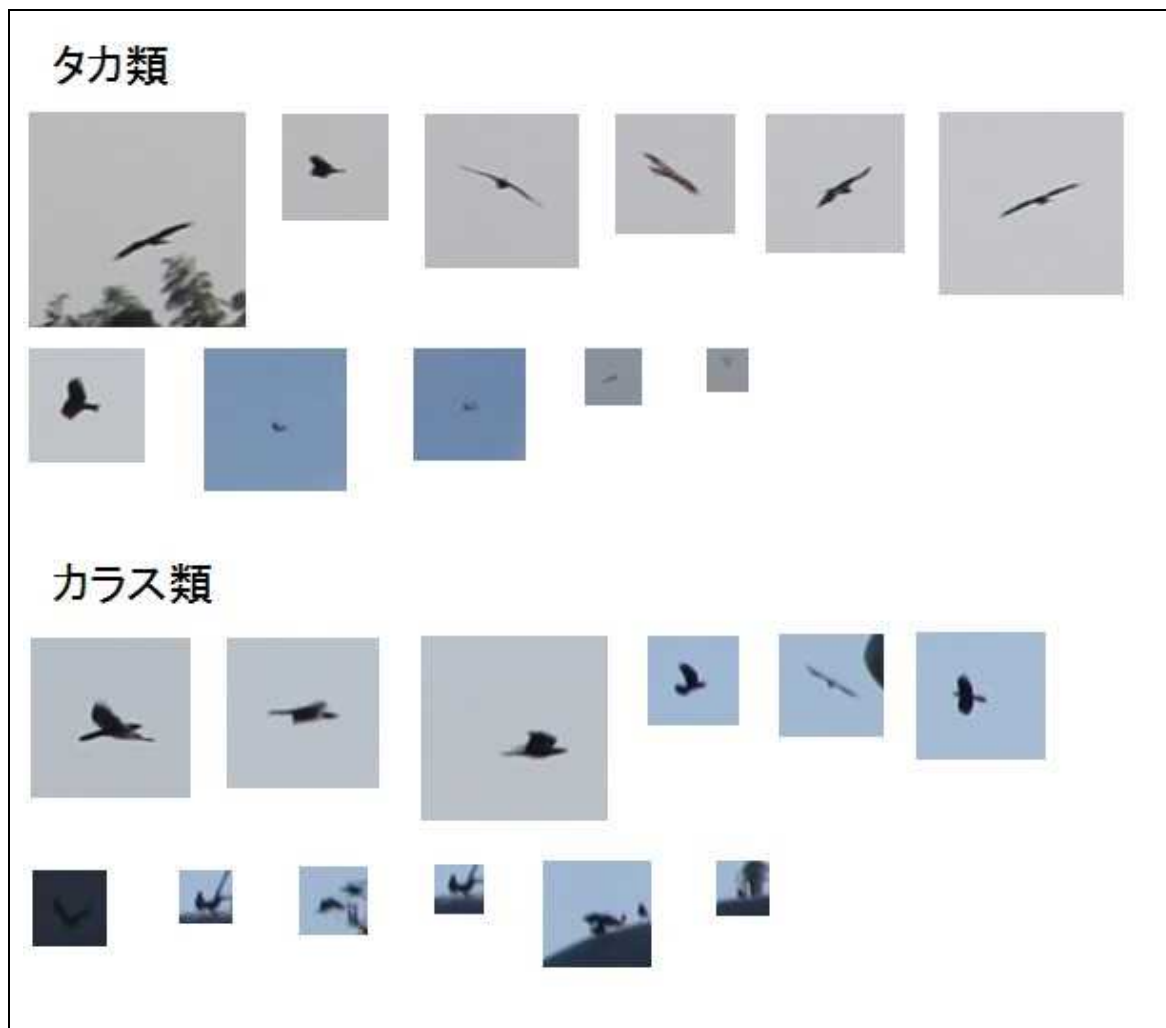


図 3-1- 48 鳥の種類による見た目の違い

[鳥認識手法の検討]

構築されたデータセットの利用例の一つとして、鳥認識アルゴリズムの評価・検討を行った。先行研究で白石ら [1] が用いた鳥認識アルゴリズム、Haar-like または HOG 特徴量と AdaBoost の組み合わせにより鳥認識を行った。この実験の目的は、先行研究の Haar-like 特徴量が鳥認識に適しているとの結論が新たなデータでも成り立つか確認すること、そしてのデータセットでの鳥認識のベースラインとなる精度を算出することである。アルゴリズムの性能を評価するためには交差検証法を用いた。結果として、鳥認識に用いる特徴量としては Haar-like 特徴量がより良い精度を出すことが明らかになった。また画像に含まれる風車の一部や茂み、飛行する昆虫などは鳥との間の識別が難しく、この点がシステムの精度向上を目指す上での課題となることも判明した。

検討する手法

この実験で評価する手法の概要を説明する。特徴量抽出アルゴリズムの Haar-like と Histogram of Orientated Gradients (HOG)、機械学習アルゴリズム AdaBoost について述べる。

Haar-like 特徴量は、画像の局所領域の中での明暗差に注目する特徴量である。画像の各領域に各サイズの図 4.1 のようなパターンをあてはめる。そして白、黒それぞれの領域内での輝度値の和の差を特徴量とする。Viola と Jones [8] が顔認識で成功したように、顔画像から目、口を抽出するなど、明暗をもつテクスチャを認識する際に優れていることが知られている。この研究では Haar-like 特徴量の抽出に用いるパターンとして図 3-1-49 のものを選んだ。パターンの大きさは幅、高さが 2、6、10 ピクセルとし、2 ピクセルおきの格子状に特徴量抽出を行った。

HOG 特徴量は画像の輝度勾配に注目する特徴量である。まず画像の勾配の強度、方向を求める。そして画像を一定の大きさのセルに分割し、各セル内で強度により重みを付けた勾配方向のヒストグラムを作成する。さらにセルをいくつか集めたものをブロックとして、各ブロック内で含まれるセルの勾配方向ヒストグラムを連結、正規化する。これをすべてのブロックについて行い、連結したものが HOG 特徴量である。HOG は多様な背景から色、形状がある程度異なる多様な物体の大まかな輪郭を記述するような場合に優れている。Dalal と Triggs [9] は人を検出するための特徴量として HOG を提案し、歩行者の検出のような応用に利用されている。ここではセルの大きさを幅、高さ 4 ピクセル、ブロックの大きさを幅、高さ 3 ブロックとした。

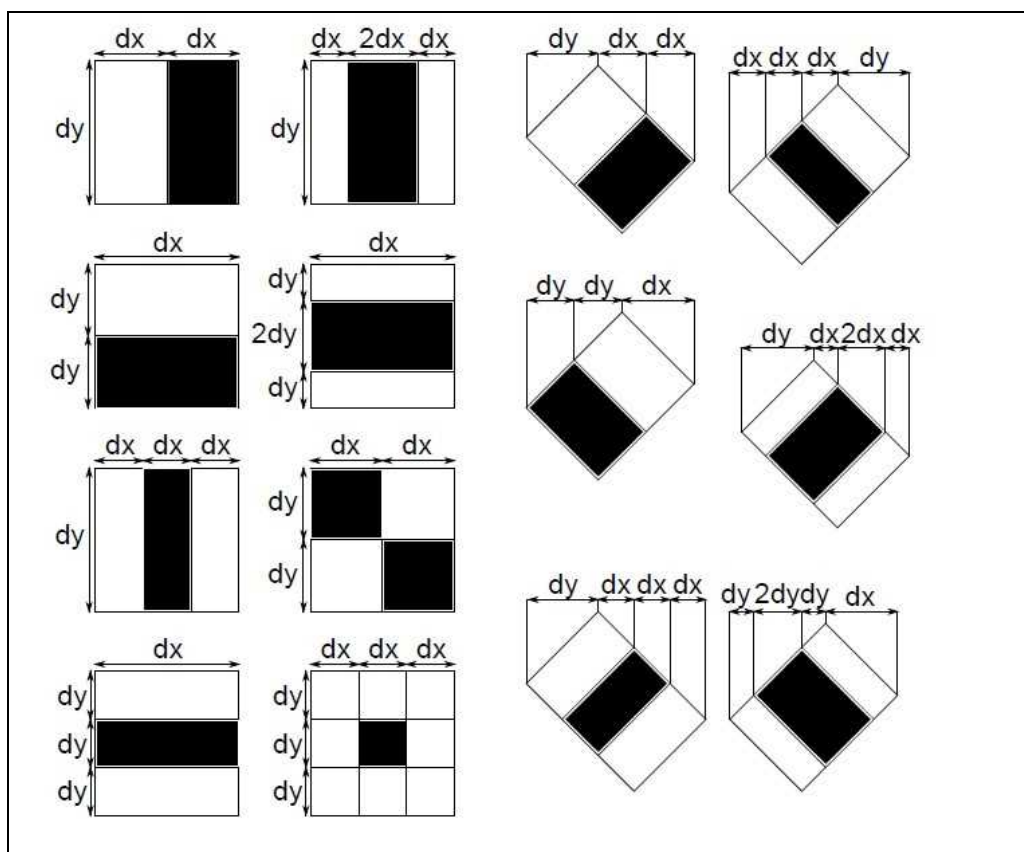


図 3-1- 49 使用した Haar-like 特徴量のパターン

AdaBoost は複数の弱識別器の出力を組み合わせでひとつの強い識別器を構築する手法である。入力 x に対するこのアルゴリズムの出力 $H(x)$ は、弱識別器を $h_t(x)$ として

$$H(x) = \text{sign} \left[\sum_{t=1}^X \alpha_t h_t(x) \right] \quad (4.1)$$

である。この出力に閾値をかけ、入力が鳥であったかどうかを判断する。このアルゴリズムにより識別率が 50%より大きい弱識別器を集めてより精度の高い強識別器を作ることができる。 α_t は各弱識別器の重みであり、これは学習の際に弱識別器の誤差に従って決められる。弱識別器は特徴ベクトルの各成分の実数値 (Real AdaBoost) とした。

これらのアルゴリズムを組み合わせ、白石ら [1] の方法に基づいて次のように鳥認識を行った。

1. 様々な大きさの画像を一定の大きさに拡大、縮小した。
2. 拡大、縮小された各画像から、Haar-like または HOG 特徴量を抽出した。

3. 抽出された特徴ベクトルを AdaBoost に入力し、鳥であるか鳥でないかの識別結果を得た。この方法により元の画像の大きさにかかわらず同じ次元数の特徴ベクトルを得て、1 つの識別器により識別が可能である。

実験方法

各手法による鳥認識について、構築したデータセットから切り抜いた鳥画像、非鳥類画像を用いて交差検証を行い、汎化誤差を推定した。その手順の詳細を述べる。

用いる正例・負例画像

検証において正例とする鳥画像としては、データセットに含まれる鳥画像 15,725 枚のうち、背景差分法によって検出された 8,969 枚を利用した。長谷川の提案によれば鳥の識別は背景差分法での動体抽出の後に行われること、また背景差分法を用いれば作業者が鳥を囲う時にできる鳥周辺のマージンをなくし、鳥にあったバウンディングボックスを決めることができることを考慮しての処置である。背景差分法を利用してバウンディングボックスを決めた後、幅、高さを大きい方にそろえ、正方形の領域を切り出すことで画像を得た。負例となる非鳥類画像としては、1. 風景画像から背景差分法により抽出された非鳥類画像 18,688 枚、2. データセット構築中に発見された非鳥類画像のうち、背景差分法によっても検出された 1,118 枚をそれぞれ別に利用した。

現実的な入力分布に基づき識別器を評価できるのは、背景差分法により生成された負例を用いる実験である。白石らの提案する方法では、識別器はフレーム間差分法や背景差分法による動体抽出の後におかれる。これを反映した評価がこの実験で可能である。

データセット構築中に発見された非鳥類には飛行機、昆虫などが含まれ、これらとの間の識別は特に難しい課題である。これについても実験を行い、現状のシステムでこれらがどの程度精度に影響を与え得るかを見た。

交差検証法

これらの正例、負例を用いた識別を 5 分割交差検証法により評価した。まず正例、負例として用意した画像群をそれぞれ 5 分割した。そしてそこから分割されたものの 1 つを選び出しそれらをテストデータ、選ばれなかったほかの画像を学習データとした。学習データを用いて識別器の学習を行い、テストデータの識別を行った。これをテストデータを取り換えながら、すべての画像がテストデータになるまで、つまり 5 回繰り返した。この様にして識別を行った結果を ROC 曲線にまとめた。ROC 曲線では偽陽性率に対して真陽性率をプロットし、鳥を正しく認識する割合と非鳥類を誤認識する割合のトレードオフを見た。

曲線における各点は AdaBoost 最終段でのある閾値における偽陽性率、真陽性率であり、閾値を動かすことにより曲線を得た。偽陽性率はテストデータから

$$= \frac{\#\{\text{false positives}\} \text{ fpr}}{\#\{\text{negative samples}\}}$$

として、真陽性率は

$$= \frac{\#\{\text{true positives}\} \text{ tpr}}{\#\{\text{positive samples}\}}$$

として求めた。5 分割交差検証における真陽性率の平均を ROC 曲線の各点とし、標準偏差をエラーバーとした。

結果

1. 背景差分法で得られた負例に対する識別の ROC 曲線を図 3-1- 50 に、2. データセット中の非鳥類画像を負例とした識別の ROC 曲線を図 3-1- 51 に示した。

二つの図に共通していえる傾向は、HOG よりも Haar-like 特徴量を用いた時により良い性能を示している点である。これは白石らの結果と同じである。データが変わったにもかかわらず同様の結果が出たことは、環境、鳥の種類にかかわらず、鳥検出には Haar-like 特徴量が適していることを示唆する。図 3-1- 50 の Haar-like 特徴量での ROC 曲線を見ると、0.05 以上の偽陽性を許せば 0.999 以上の真陽性率を記録し、また偽陽性率を限りなく 0 へ近づけても 0.99 程度の真陽性率を残すことができる。背景差分法で得られる動体の中から鳥を識別することは、高精度で可能であるといえる。ただし背景差分法では鳥に比べて 100 倍から 500 倍ほど多くの非鳥類が検出されることを白石らは報告している。このことを考慮すると ROC 曲線上の偽陽性率の小さい領域を使用する必要がある。このときは真陽性率は下がりやすいことに注意する必要がある。HOG は偽陽性が低い領域で Haar-like 特徴量より著しく悪い結果となった。これは HOG では識別できないが、Haar-like 特徴量でなら識別できるような画像がサンプルに含まれていたためだと考えられる。負例として含まれている飛行機や風車の一部は白く塗装されており、背景の空より輝度値が大きい部分を含んでいる。それらの例を図 3-1- 52 に示す。こういった物体を Haar-like 特徴量では輝度値の差から認識できるが、画像の勾配のみを利用し、形状しか評価できない HOG 特徴量では認識できなかったという可能性が考えられる。しかし同様の物体を Haar-like 特徴量でも誤認識しているケースもあり、Haar-like、HOG 特徴量の違いは定性的には説明しきれない。ほかの可能性としては多くの画像がぼけていること、鳥が黒いパターンとしてしか写らないことが HOG より Haar-like 特徴量に有利に働いていることが考えられる。

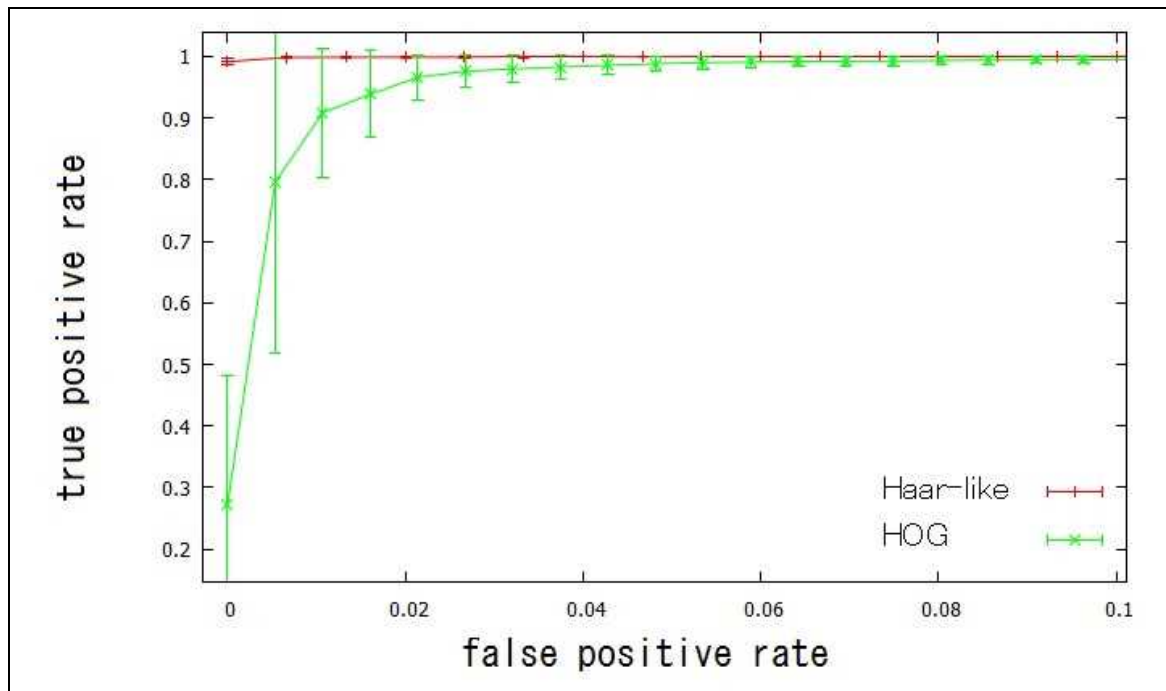


図 3-1- 50 負例を背景差分法で生成した際の ROC 曲線

Haar-like 特徴量を用い、あらゆる偽陽性率で HOG より良い結果を得た。Haar-like では偽陽性率を 0 にしても 0.99 ほどの真陽性率が得られ、認識の結果は良好であるといえる。

図 3-1- 51 を見ると、Haar-like 特徴量が HOG より良い精度で識別を行っている点は変わらないものの、どちらも精度が下がっていることがわかる。データセットに含まれる人が発見した非鳥類との間の識別はより難しい課題であることがわかった。この原因としてはデータセットの非鳥類には飛行機や昆虫のような鳥と類似した物体が多く含まれていること、また非鳥類のサンプル数がまだ十分な数ではないことが考えられる。図 3.5 を見るとわかるように非鳥類の出現率は鳥と比べて小さく、実際にこのような非鳥類がシステムの運用に支障をきたすかは要求される精度による。しかし人によってかろうじて識別され得た鳥とトンボがこのデータセットに含まれていることは、人の視覚能力の限界に肉薄したいと考えている画像処理の研究者には興味深いテーマを提供するだろう。

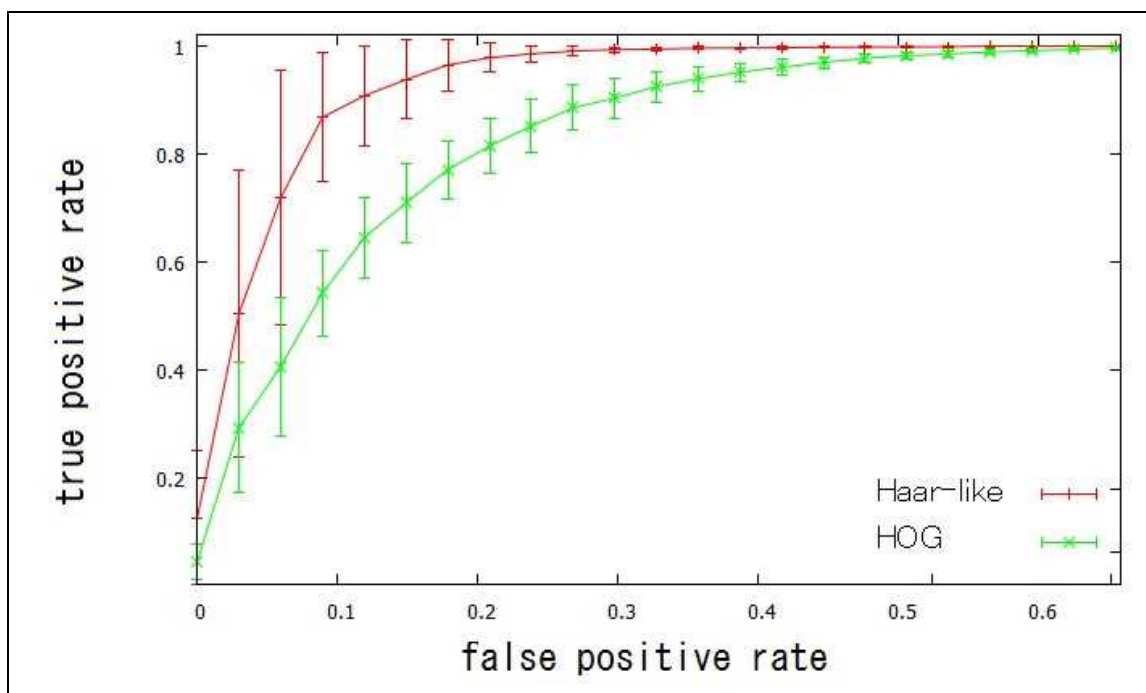


図 3-1- 51 負例をデータセット中の非鳥類画像とした際の ROC 曲線

Haar-like 特徴量が HOG より優れていた点は変わらない。両特徴量で精度は図 4. 2 より落ちており、この認識はより難しい課題であるといえる。

識別のテストの際に誤認識が発生した画像の例を図 3-1- 53 に示す。これは背景差分法で生成された画像を負例としたときの偽陽性例である。まず問題となるのは図 3-1- 53 左上のように、偽陽性の例に鳥のように見える物体がいくつか含まれていたことである。このようなケースはデータセット中の鳥画像 15725 枚に対し、89 例発見された。この原因はデータセットを構築する際に作業者が鳥を見落としたこと、及びに鳥の種類を入力する際に誤って非鳥類のラベルを付けたことが考えられる。そしてシステムがデータセットに登録されていない鳥を発見したために、精度の評価の際に誤認識を起こしたと判断されてしまった。鳥の見落としは確認された範囲では、システムの精度評価に支障をきたすような量ではない。よりよいデータセットの精度を保証するためには、人による画像の多重チェックやソフトウェアの出力を利用した点検が必要であることが明らかになった。

そのほかの偽陽性例として、風車の一部（図 3-1- 53 右上）、茂みの一部（同左下）、昆虫（同右下）などがある。風車はブレードが回転したとき、照明変化が生じた時などに動体として抽出され、誤認識されたものである。茂みの一部は照明変化のほか、風で揺らいだ場合に誤認識される場合があった。この様な誤認識を防ぐためには識別器の工夫のほか、動体抽出としてロバストな方法を用いることでも対策することが必要である。

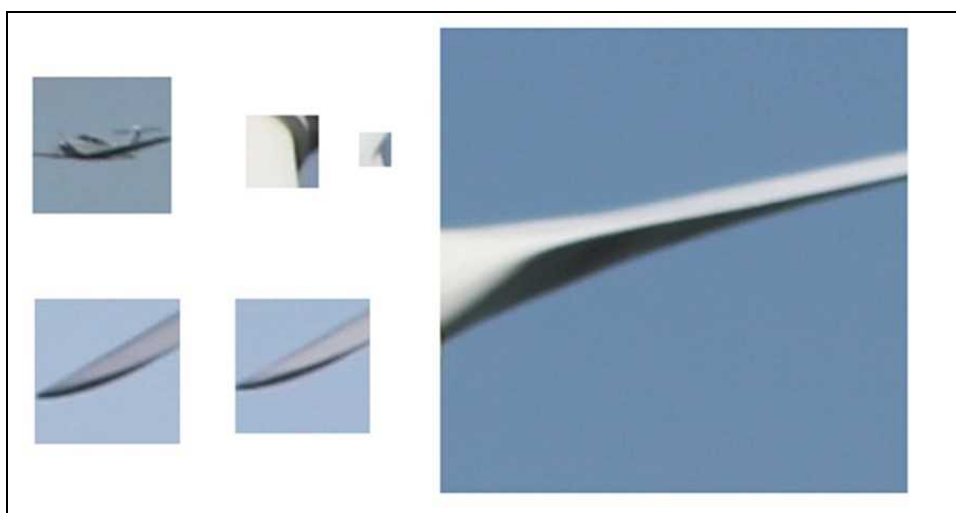


図 3-1- 52 HOG 特徴量では識別できない可能性のある非鳥類の例

飛行機と風車の一部 勾配のみに注目する HOG では白い物体を除外しにくい可能性がある。しかし同様の物体が Haar-like でも誤認識される場合はあり、定性的に誤認識を分析しきることは難しい。



図 3-1- 53 偽陽性の画像例

人が見落とした鳥をシステムが発見する場合と、ほかの動体が誤認識される場合がある。

[結論]

本研究では、バードストライク回避（海ワシ類）システム開発のための鳥画像データセットを構築した。これは固定カメラによる連続写真撮影に基づく生態調査のための画像データセットとして初めてのものである。結果として 7 時間分、10,815 枚の画像から 15,725 の鳥へラベルを付加することに成功した。専門家の手によって、一般の人には難しいと考えられる小さな写りの悪い鳥画像についての種類の判定まで可能である場合があった。

さらにこのデータセットにおける鳥認識手法の評価のベースラインとして、Haar-like、HOG 特徴量と AdaBoost を組み合わせた識別器による認識の実験を行った。結果としては鳥認識には

Haar-like 特徴量が適していることが確かめられた。またこのデータセットでの鳥認識においては、飛行機や昆虫との間の識別という難しい課題が含まれていることが明るみに出た。さらに認識結果を確認する過程で作業者がマークできなかった鳥がまだ残っていることもわかった。

今後の課題としては、データセットのクリーニングが挙げられる。鳥の見落としがあることがわかったため、人手による多重チェック、またはシステムによる検出結果を人にフィードバックすることでの見落としを修正していくことが今後必要である。鳥の種類の判定も難しい課題であるため、現在は種類不明の場合が多く、また間違いが含まれている可能性がまだある。これについても多重チェックや、難しいものについて特に技能のある専門家の判断を仰ぐなどの対策が必要であろう。また物体認識の研究は日々進歩をつづけているため、さらに新しい物体認識の手法が鳥認識のためにも有用であるかを確認していくこと、鳥のための新しい認識手法を開拓していくことも必要である。

事務局 補足(平成 25 年 2 月 25 日検討会議事録から飯田先生の講演最後の部分を抜粋)

今後の課題について述べると；

第一に、鳥類の検出と非鳥類の除去である。これらはおおむね達成している。

第二に、種別の判定。これは学習と識別器を改良する。現在、世界で使われている標準的なアルゴリズムを使うと精度が上がるのが期待できる。

第三に、出現数のカウント。これは苦勞している。撮影は 2 秒毎にやっているが、出現数の正解は、人の目でやらねばならず、少し時間がかかるだろう。飛翔軌跡まで抽出できるようになるととても良いと思っている。さらに、風車を中心にして画像を得るようにすることも考えている（現在はウィンドファームの外側から撮影）。これができれば風車に近づいてくる鳥類を識別することが可能になる。

現在は飛翔している鳥を識別することはできているから、その上で、嘴が曲がっているのか、尖っているのか、嘴の根元に黄色があるか等の情報が使えれば種別判定精度が上がる。まずは正解データ（ポジティブサンプリング）を蓄積して、ネガティブサンプリングで誤検出しそうなものも学習させてやれば、誤検出しなくなるだろう。そのやり方で、海ワシを学習させてやれば、海ワシの検出率が上がるだろう。

[謝辞]

研究を進めるにあたり、事業を支援してくださった環境省野生生物保護課、日本気象協会に深く感謝申し上げます。また、研究に貢献してくださった苗村健教授、川上玲助教、吉橋亮太君に感謝いたします。データセットの構築に用いた画像データは、環境省の釧路自然環境事務所、東北地方環境事務所、関東地方環境事務所、北海道地方環境事務所、九州地方環境事務所の各野生生物課から多くの写真提供がありました。NPO 法人バードリサーチ 植田睦之代表はじめ鳥データの作成作業に参加してくださった皆様にも深く感謝申し上げます。

[参考文献]

- [1] 白石卓也, 飯田誠, 苗村健, “バードストライク防止のための画像認識を用いた鳥の検出”, 風力エネルギー学会 (2012).
- [2] Smallwood, K. S., Thelander, C. G., Morrison, M. L., Rugge, L. M., “Burrowing Owl Mortality in the Altamont Pass Wind Resource Area, ” Journal of Wildlife Management 71(5), pp. 1513–1524 (2007).
- [3] de Lucas, M., Ferrer, M., Bechard, M.J., Munoz, A. R., “Griffon Vulture Mortality at Wind Farms in Southern Spain: Distribution of Fatalities and Active Mitigation Measures. ” Biological Conservation 147(1), pp. 184–189 (2012).
- [4] 環境省総合環境政策局 環境影響評価課 資料 “改正環境影響評価法等について”、
http://www.env.go.jp/policy/assess/4-5kensyu/pdf/nendo/h23_kaisei-brief.pdf (2014/2/4 アクセス)
- [5] 環境省 報道発表資料 “鳥類等に関する風力発電施設立地適正化のための手引き”、
<http://www.env.go.jp/press/press.php?serial=13331> (2014/2/4 アクセス)
- [6] 長谷川大起, “生態調査のための画像認識を用いた野鳥出現数調査の基礎検討”、東京大学工学部電子情報工学科 卒業論文 (2012).
- [7] Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L. J., Li, K., Fei-Fei, L., “ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database, ” Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. Proceedings of the 2009 IEEE Computer Society Conference on, pp. 248–255 (2009).
- [8] Viola, P., Jones, M., “Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features,” Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on, vol. 1, pp. I-511–I-518 (2001).

- [9] Dalal, N., Triggs, B., "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection, " Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on, vol. 1, pp. 886–893 (2005).
- [10] Berg, T., Belhumeur, P.N., "How Do You Tell a Blackbird from a Crow?" International Conference on Computer Vision, 2013. ICCV 2013. Proceedings of the 2013 IEEE Computer Society Conference on (2013).
- [11] Poon, W. K., Wong, C. J., Abdullah, K., Lim, E. S., Teo, C. K., "Development of Migratory Birds Population Monitoring System Using Digital Single Reflex Camera, " Computer Graphics, Imaging and Visualization, 2011. CGIV 2011. Proceedings of the 2011 Eighth International Conference on, pp. 136–140 (2011).
- [12] Verstraeten, W. W., Vermeulen, B., Stuckens, J., hermitte, S., Van der Zande, D., Van Ranst, M, Coppin, P, "Webcams for Bird Detection and Monitoring: A Demonstration Study, " Sensors 10(4), pp. 3480–3503 (2010).
- [13] Welinder, P., Branson, S., Mita, T., Wah C., Schroff F., Belongie, S., Perona, P., "CaltechUCSD Birds 200" (2010).
- [14] Wah, C. Branson, S. Welinder, P. Perona, P. Belongie, S. "The Caltech-UCSD Birds-2002011 Dataset" (2011).

3.2 衝突状況のモニタリング調査

海ワシ類の衝突リスクが高いと思われる時期において、メガピクセルのビデオカメラを2台設置し、3ヶ月間程度特に鳥類の衝突に関する動画を撮影し、衝突メカニズムの検証に資する映像を記録した。また、これと別に視程計1基を設置し視程の計測を行った。

風力発電施設へのバードストライクの原因（発生のメカニズム）については、これまで死骸の剖検、室内実験等によって状況証拠を積み上げて、検討を重ねてきた。これにより衝突のメカニズムについて複数の仮説を整理している。

表 3-2-1 環境省「風力発電施設へのバードストライク防止策に係る検討業務」の成果^(*)

仮説	支持・示唆する結果	不支持（否定的な）結果
モーション・スミア （高速度物体の透明化）	・ トビの室内実験で確認 (H19-21 年度) ・ 衝突推定時に天候悪化 (H22 年度)	
吹雪などによるコントラスト悪化	・ 海ワシの室内実験で確認 (H22 年度) ・ インターバルカメラによる定点画像で確認 (H22 年度)	衝突(推定)のビデオ映像では視程は良好 (H23 年度)であった。
背面打撃（鳥類頭部の構造的な理由～上方視野が悪い）	・ 医学的剖検で確認 (H22-24 年度)	両眼視は難しいが、上下方向は視認できている可能性 (MARTIN 2011 ¹ 、O' Rourke et al 2010 ²)
パニック	・ オオワシ衝突の直前にカラスに追跡 (H22 検討会議事録) ・ 衝突推定のビデオ映像 (H23 年度)で、他の個体に追跡されている	
通常は認識・回避しているが、回避できない理由がある	・ レーザー、セオドライト調査で通常の回避行動を確認 (H23 年度) ・ 衝突推定のビデオ映像では視程良好 (H23 年度)で、回避せずに衝突している ・ オジロワシ衝突の直前、直近の海岸でほぼ同時刻に、サケの死骸にカラスが群がっていたことを確認 (H24 年度)	

*：風力発電施設バードストライク防止策実証業務（平成 19～21 年度）、海ワシ類における風力発電施設に係るバードストライク防止策検討委託業務（平成 22～24 年度）

課題

この中で、平成 24 年度検討会で「衝突原因を特定するためにも、このような映像情報の収集が重要。視程が良くても当たっている。このぶつかった時のデータは極めて重要」（同年度報告書議事録より抜粋）と評価されたものが、ビデオ撮影による衝突（推定）のモニタリング映像である。しかしながら、平成 23 年度の映像は、ビデオカメラ 1 台によるもので、

¹ GRAHAM R. MARTIN(2011) Understanding bird collisions with man-made objects: a sensory ecology approach, Ibis, Volume 153, Issue 2, pages 239-254

² Colleen T. O' Rourke, Margaret I. Hall, Todd Pitlik, Esteban Fernandez-Juricic (2011): Hawk Eyes I: Diurnal Raptors Differ in Visual Fields and Degree of Eye Movement. DOI: 10.1371 / journal. pone. 0012802

単一方向からの画像のため空間把握が困難という課題があった。翌 24 年度は 2 台体制としたが、Web カメラを用いたため、解像度が悪く（640x480 ピクセル）、フレーム数も 2～3 フレーム/秒であった。

観測機器の構成

上記の課題を踏まえ、観測機器の構成は以下のとおりとした。カメラは 2 台体制とし、レンズ部をメガピクセルとし、フレーム数は 10 フレーム/秒とする高度化モニタリングシステムとした。設置場所は、これまで通り苫前町（苫前夕陽ヶ丘風力発電所 ・ 風来望）を想定し、衝突実績の多い中央（2 番目）風力発電施設を対象とした。

表 3-2- 2 ビデオ観測の構成表

構成部品	型式など
ネットワークカメラ	MOBOTIX D15Di-Secure-D38D51 屋外ウオールマウント (MX-WH-Dome)  http://www.mobotix-japan.net/product/d15/index.html
無停電電源装置 (UPS)	オムロン BY35S
PoE スイッチ	ネットギア GS108P-100AJS
ファイルサーバ (NAS)	バッファロー、テラステーション TS-XH4. 0TL/Raid6
LAN ケーブル	70～80m

機器構成表を表 3-2- 2 に示す。当該ネットワークカメラは 1 台に 2 つのレンズを搭載する。最適なレンズを選定するため、風力発電施設サイズと風力発電施設からの離隔距離をもとに、正面画像のイメージ図を作成した（図 3-2- 1）。その結果、離隔距離 70m で、40 度レンズと 55 度レンズを用いることとした。作業写真等を次頁以降の図に示す。

死骸発見と衝突時の映像

平成 26 年 1 月 29 日 15 時に風力発電施設において海ワシ類の死骸が発見された。それよ

りおよそ 1 時間半前の同日 13 時 40 分頃に当該風力発電施設から落下する鳥類の目撃情報があり、これらの情報を参考にし、映像を再生した結果、13 時 39 分に衝突時の映像を確認した。また二台のビデオカメラいずれも衝突の瞬間が撮影されていた。

海ワシ類が風力発電施設へ衝突する瞬間の映像は、国内でも例がなく、海外でも報告がないことを踏まえると、貴重な資料である。

次頁以降に連続画像を示す。ただし、実際は 1 秒間 10 フレーム前後で撮影されているため、画像数は膨大なものになることを考慮し 10 フレーム毎に間引いた画像を掲載している（全体動画は CD-R に納めた）。

衝突時の映像から見えてきたもの

第一に、衝突の前後を含め視界は良好である。それぞれのカメラに隣接する風力発電施設が映り込んでいることから明らかである。すなわち、吹雪・地吹雪等による視程悪化によって衝突が誘発されたとは考えにくい。

第二に、海ワシは、ブレードの先端部分に衝突している。ブレードの角速度は、根元が遅く先端が最速となるから、ブレードの先端部分でモーションスミア（透明化）が発生している可能性が示唆される。

第三に、ブレードの移動方向は上から下で、すなわち背面方向から海ワシに打撃を与えている。これまでの剖検結果から「打撃方向は背面打撃が多い」ことを支持するものといえる。

第四に、片方のビデオでは、二個体の海ワシが前後して風力発電施設に侵入し、このうち前方の個体がブレードに衝突し、その直後、後方の個体が飛翔方向を変えたことがわかる。すなわち、前方の個体は、後方の個体に追跡されているようにも見える。

これは過去の報告でもカラスに追跡されて衝突した事例（平成 22 年度検討会議事録）、二つの個体が風力発電施設の周辺で飛翔する事例（平成 23 年度 ビデオ検証結果 No. 9）等がある。すなわち同種他個体関係あるいは種間の相互関係から引き起こされるパニック行動の可能性がある。以上を整理して表 3-2- 3 に示す。

表 3-2- 3 環境省による「風力発電施設へのバードストライク関連業務」で
得られた成果と今回の撮影結果

仮説	支持・示唆する結果	不支持（否定的な）結果	今回の衝突撮影結果
モーション・スミア （高速度物体の透明化）	・ トビの室内実験で確認 (H19-21 年度) ・ 衝突推定時に天候悪化 (H22 年度)		○支持
吹雪などによるコントラスト悪化	・ 海ワシの室内実験で確認 (H22 年度) ・ インターバルカメラによる定点画像で確認 (H22 年度)	衝突(推定)のビデオ映像では視程は良好 (H23 年度)であった。	×不支持
背面打撃（鳥類頭部の構造的な理由～上方視野が悪い）	・ 医学的剖検で確認 (H22-24 年度)	両眼視は難しいが、上下方向は視認できている可能性 (MARTIN 2011、O' Rourke et al 2010)	○支持
パニック	・ オオワシ衝突の直前にカラスに追跡 (H22 年度 検討会議事録) ・ 衝突推定のビデオ映像 (H23 年度) で、他の個体に追跡されている		○支持
通常は認識・回避しているが、回避できない理由がある	・ レーザー、セオドライト調査で通常の回避行動を確認 (H23 年度) ・ 衝突推定のビデオ映像では視程良好 (H23 年度) で、回避せずに衝突している ・ オジロワシ衝突の直前、直近の海岸でほぼ同時刻に、サケの死骸にカラスが群がっていたことを確認 (H24 年度)		? 不明

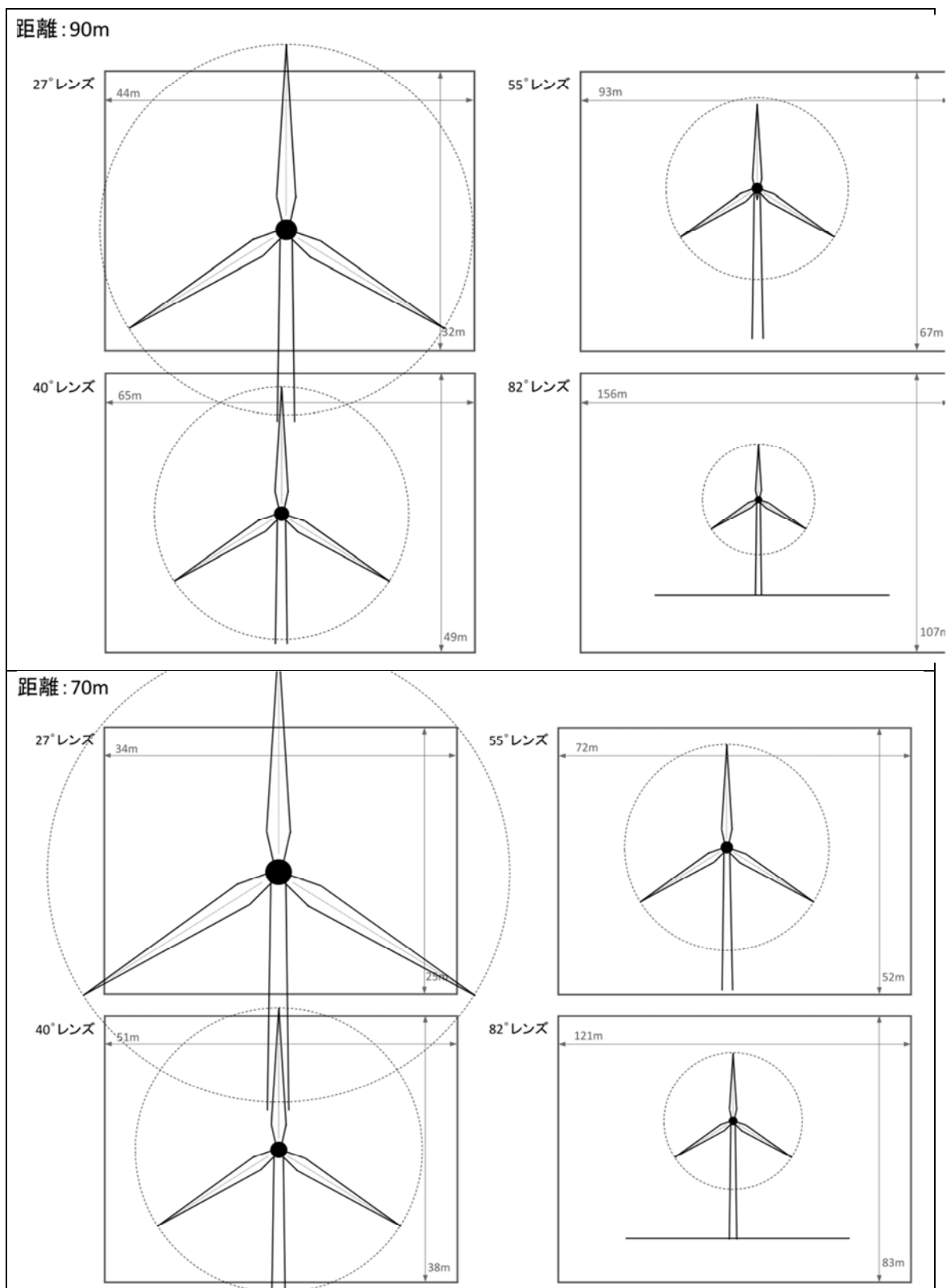


図 3-2- 1 ビデオシステムに取り付けたレンズと風力発電施設の見え方の関係図
(離隔距離 70m で、40 度レンズと 55 度レンズを用いることとした)

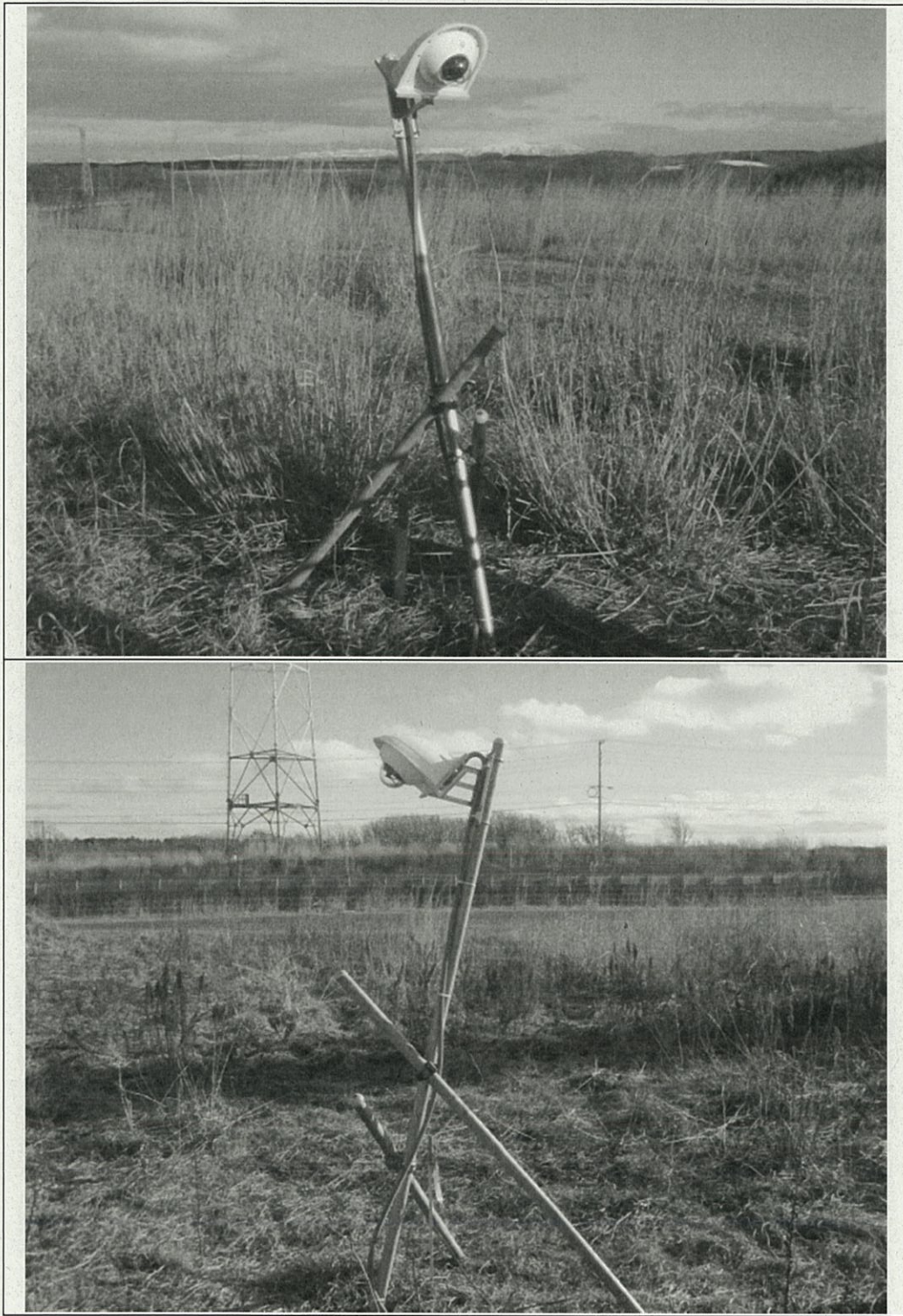


図 3-2- 2 ビデオ観測システムの外観図 (カメラ部)