

本体ユニットパーツ類



図 3-1- 35 本年度納品用製品（本体ユニットパーツ類）

3.1.4 監視システムの開発・検証調査

[概要]

風力発電が再生可能エネルギーの一つとして注目され始めるとともに、風車と野鳥の衝突、バードストライクが無視できない生態系へのリスクであることが明らかになってきた。バードストライクを回避できる適切なシステム開発が求められている。

従来、野鳥生態、挙動を把握するためには人力に依る部分が大きく、風力発電設備に対する回避システム構築には技術的な解決を模索する必要がある。そこで東京大学では定点デジタルカメラによる自動連続撮影と、画像認識による鳥検出を組み合わせる方法を提案してきた。今後海ワシ類のバードストライク回避に対しては、このシステムを種別分類可能なシステムに改良していく必要があり、またシステムの認識精度を評価する手法を確立する必要がある。

そこで本年度は、種別分類 DB を構築し、認識精度を正しく評価する方法を確立することを目的として、鳥画像データセット（データベース）を構築する。このデータセットでは連続写真中での鳥のバウンディングボックスと種類が利用可能である。固定カメラで撮影された写真に小さく写った野鳥を発見し、種類を判断することは人にとっても難しい課題であるが、これを野鳥の専門家らに依頼することで信頼できるデータを得た。このデータセットは本システムにおいて重要な位置を占める画像認識の研究に、客観的な指標を示すものである。

本年度は、解像度 5,616 × 3,744 ピクセルの大きな画像を 2 秒に 1 回のペースで撮影し、7 時間分、10,815 枚の連続写真から 15,725 の鳥が発見された。システムの学習とテストのために十分使用可能な量のデータが用意できた。

また構築されたデータセットによる鳥認識の評価実験を行い、鳥認識に適した手法の検討を行った。このデータセットにおけるベースラインとなる認識精度を得ることが目的である。先行研究である白石ら [1] の方法に基づき、Haar-like または HOG 特徴量と学習アルゴリズム AdaBoost を組み合わせて鳥認識を行った。使うべき特徴量の比較という観点では、Haar-like 特徴量の方がより良い精度が出るとの結論が得られた。

(事務局より) 以下の用語説明を加えることとした。

・バウンディングボックス

「表示領域」「判定領域」とも呼ばれる。画像などのオブジェクト全体を含む境界線のこと。表示領域。文字や複雑な画像をオブジェクトとして処理する場合、そのオブジェクトを含む領域をボックスとして扱うことでそのオブジェクトを表現できる高さや幅が容易に割り出せるようになる（出典：<http://www23.atwiki.jp/sevenlives/pages/1045.html>）

・Haar-like または HOG 特徴量

特徴量とは画像認識において画像を分析する際に抽出する特徴のこと。面積や幅、周囲の長さなどがこれにあたる（出典：https://www.omron.co.jp/r_d/dictionary/dic_word_to.html）。

Haar-like 特徴量：計算対象である矩形中の黒色の領域のピクセル値の和の値から白色の領域のピクセル値の和の値を引いた値（出典：http://news.mynavi.jp/series/computer_vision/011/）

HOG 特徴量：画像の局所領域から輝度勾配・輝度強度を取り出す特徴量（出典：<http://www26.atwiki.jp/hirokatsukataoka/pages/19.html>）

・学習アルゴリズム AdaBoost

Yoav Freund と Robert Schapire によって考案された[1]機械学習アルゴリズム（出典：<http://ja.wikipedia.org/wiki/AdaBoost>）

・Fine-grained （な分類）

特徴にほとんど差がない場合の分類手法を指す（出典：<http://hirokatsu16.blog.fc2.com/blog-entry-93.html>）

・セグメンテーション

画像処理によって画像の内容を解析し認識するためには、まず対象物を抽出しなければならない。このための処理は一般に画像のセグメンテーション(image segmentation)とよばれる。セグメンテーションは、画像の特徴抽出における最も基本的な処理の一つであり、“一つの対象物に対応した領域では、画像特徴(明るさ、色、テクスチャなど)またはそれらから推定されるシーン特徴が一様で、異なる対象物の境界部分では特徴が急変する”という仮定の下で、様々なアルゴリズムが考案されている（出典：<http://www.sice.jp/handbook/%E9%A0%98%E5%9F%9F%E5%88%86%E5%89%B2>）

・ステレオマッチング

2次元の画像データから3次元の情報を得る」手法のこと（出典：<http://www.pasco.co.jp/recommend/word/word045/>）

・ロバスト

ロバストネスまたはロバスト性とは、ある系が応力や環境の変化といった外乱の影響によって変化することを阻止する内的な仕組み、または性質のこと。ロバストネスを持つような設計をロバスト設計、ロバストネスを最適化することをロバスト最適化という。

「頑強な」という意味の形容詞“robust”が語源であり、他に頑強性、強靱性、堅牢性、強さ、などと呼称されることもある。（出典：<http://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%83%AD%E3%83%90%E3%82%B9%E3%83%88%E3%83%8D%E3%82%B9>）

・クラウドソーシング

狭義では不特定多数の人に業務を委託するという新しい雇用形態。ウェブサービスのトレンドの一つでもある。群衆(crowd)と業務委託(sourcing)を組み合わせた造語。

広義では、必ずしも雇用関係を必要とせず、不特定多数の人間により共同で進められるプロジェクト全般を指す場合もあり、その場合オープンストリートマップ(OSM)などが代表例として挙げられる。（出典：<http://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%82%AF%E3%83%A9%E3%82%A6%E3%83%89%E3%82%BD%E3%83%BC%E3%82%B7%E3%83%B3%E3%82%B0>）

[序論]

風力発電所の野鳥への影響

近年、再生可能エネルギーの利用が進み始め、風力発電設備についても増設が行われている。風力発電は低炭素社会実現への手段の一つとしての期待も大きいですが、同時に別の環境負荷として野鳥の風車への衝突、バードストライクの問題があることもわかってきた。風力発電所におけるバードストライクが野鳥へ無視できない悪影響を与えうることは、いくつかの研究で指摘されている。

Smallwood ら [2] はアメリカ、カリフォルニアにおける研究で、アナホリフクロウが年間 100 羽以上風車との衝突により死亡していることを明らかにした。Lucas ら [3] のスペインでの研究では、風車との衝突によりシロエリハゲワシが死亡していることが確認された。

国内でも風力発電所に絶滅の危機に瀕するワシ類が飛来するケースが報告されており、こういった場所での風車との衝突が、すでに絶滅危惧種の主要な死因に挙げられている。図 3-1- 36 のように、環境省は風車との衝突が天然記念物、絶滅危惧 II 類のオジロワシの北海道内での主要な死因の一つであることを報告している [4]。このバードストライクの問題への対策は風力発電と地域の生態系の共存のための中心的なテーマのひとつであり、環境省をはじめとして関係各所の取り組みが進んでいる。環境省は手引き[5] を公開し、風力発電事業者を対象として野鳥へ配慮した風力発電施設の建設、運用を促している。

鳥認識のシステム化の必要性

風力発電所が周辺の生態系への悪影響を持ちうることがわかった今、環境影響調査が必要とされている。風力発電設備の野鳥の生態への影響を定量化するための、周辺に出現する鳥の種類、数、飛行ルート、衝突数などを明らかにする生態調査である。この環境への影響の定量化が風力発電所をどこに設置すべきか、いかに運用すべきかという意思決定、運用上の環境リスクをいかに最小化するかという対策の立案のプロセスにおける前提となる。

現在の鳥生態調査の方法としては、観察者が現地に入って野鳥を探すフィールドワークが主となっている。しかしこの方法にはいくつか問題がある。まずフィールドワークには大きな手間とコストがかかる。調査を行うためには調査員の人件費がかかり、また野外での活動であるから負担も大きい。そしてこのために長時間、長期間の調査が難しくなり、これが調査結果の信頼性を下げる。

調査をできた日に関して観察者による詳細な鳥のデータが得られても、調査日が限られていれば他の日のデータは補間、外挿するほかない。これによって得られたデータの信頼性は必ずしも高くない。

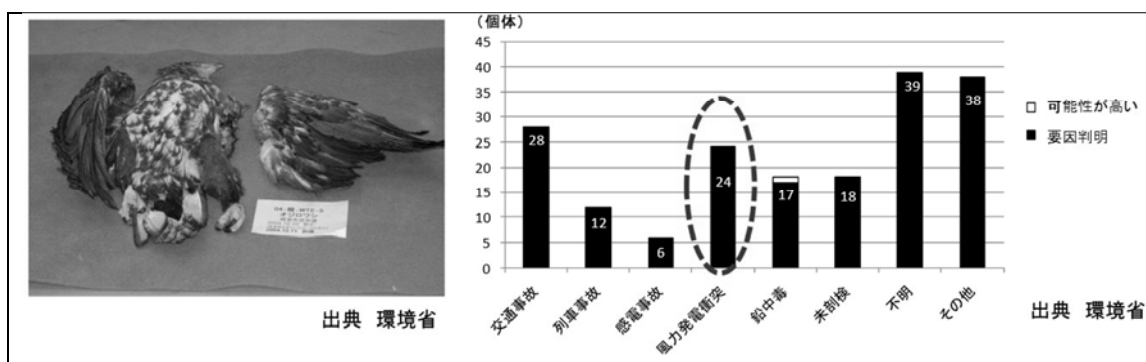


図 3-1- 36 北海道内でのオジロワシの主要死因 [4]

画像による鳥認識の利点と問題点

これらの鳥生態調査の問題に解決策を提供しうるのは、自動化・半自動化された鳥生態調査システムである。現地に設置したセンサを稼働させ続け、そこから得られる信号から野鳥の位置、種類といった生態についての情報を取り出せれば、より容易な生態調査手法を提供でき、長期間の大量のデータに基づく調査が可能となる。システムから得られたデータは野鳥の専門家による分析にかけ、生態の把握や風力発電所の影響の評価のために利用できる。さらには生態調査システムがリアルタイムで動作する場合、風力発電所に接近した鳥の種類や飛行ルートに応じて衝突の危険のある風車を制御することで希少種の衝突を予防できる可能性もある。このように本システムは風力発電所の生態系への影響の調査、対策の両面で大きな役割を果たしうる可能性を有している

鳥認識を自動化する手法には、レーダ、サーモグラフィ、角度を測定する測量機器セオドライト、カメラなどを用いる方法などがある。諸手法の利点、欠点を表 3-1- 3 にまとめた。レーダでは検出可能な範囲が広く、また鳥までの距離をも測定できる。しかし霧や雲には弱く、また専用の設備と電波利用のための免許が必要であり運用コストは大きい。サーモグラフィでは温度差から動物とそれ以外が区別しやすいが、現状では十分に大きい解像度が得られない。セオドライトでは鳥の飛行軌跡を三次元的に追跡できるが、機器の操作のために人員が必要であり、いまだ自動化はなされていない。カメラでは鳥の体の模様や色といった、種類を判断するために必要となる情報を豊富に取得できる。一方で画像の中から鳥の領域を切り出す、写ったものが鳥かどうか、何の種類の鳥かを判断するといった画像認識技術が必要とされ、これに精度を左右される。

鳥について得られる情報が特に多いカメラによる生態調査は有望であり、これに向けた画像認識の研究が既に始まっている。しかしこの方法には性能の評価の問題が残っていることが指摘されている。白石ら [1] により画像処理による鳥検出のフレームワークが提案され、長谷川 [6] により風力発電所においてシステムの検出精度を評価する実験が行われた。しかし長谷川は人手による調査の結果と固定カメラの画像をもとに鳥数を算出するシステムの出力を比較することはできないことを報告した。

野鳥の生態調査を自動化する際には、人手による調査との精度の差の評価が必要である。訓練を受けた人間は野鳥に関して、高い認識、識別能力を持っており、野外での観察は生態学の基本の 1 つとなっている。この人手による調査の結果とシステムの出力の間にどの程度の差があるかがシステムの信頼性を決定する。よって生態調査システム化にあたっては人による現地調査の結果を正解とみなしそれに対するシステムの出力の誤差を定量化する必要がある。

しかしこの評価方法は容易ではない。カメラと人の目のカバーする範囲の差が問題となるからである。カメラは固定されているが、移動、首ふりをする人の視界を限定することはできない点、カメラと人間の目の解像度が異なり、鳥を発見できる限界の距離が異なる点から、同じ日の同じ時間帯における調査でもカメラと人が発見する鳥の数は合わない。長谷川は現地での野外調査の結果とシステムの算出した結果を比較したがそれらの相関を得られず、評価方法には疑問が残っている。

表 3-1- 3 鳥認識手法の比較

	利点	欠点
レーダ	・検出範囲が広い ・鳥との距離を測定できる	・雲、霧に弱い ・設備が高価
サーモグラフィ	・動物の検出が容易	・解像度が低い
セオドライト	・飛行軌跡の追跡が可能	・操作員が必要
カメラ	・鳥の情報が豊富にとれる	・画像認識技術が必要

[目的]

鳥認識のための画像データセットの構築

本研究では野鳥生態調査向けの画像データセットの構築を行った。その方法として、日本野鳥の会会員らに調査地の風景写真の確認と、発見された鳥のバウンディングボックスと種類の入力を依頼した。これにより作られたデータセットを生態調査システムを評価に利用すれば、人の鳥観察能力とシステムの性能が直接比較でき、長谷川 [6] の評価の問題が解決できる。このデータセットはそれ自体も重要な情報を提供し、システムのベンチマークとしても利用可能である。

鳥画像を含むデータセットは ImageNet [7] をはじめとして既にある。しかしこのようなデータセットは生態調査システムの出力と直接比較できるようなものではなく、システムの評価には利用しづらかった。バードストライク回避用認識システム向けの鳥画像データセットは今までになかったものである。

カメラによる野鳥生態調査では形状や模様から鳥と鳥以外の物体の識別が可能であり、これにより精度の向上が目指せる。さらに将来的には Berg と Belhumeur [10] のような進んだ画像認識手法を利用し、鳥の種類の分類も可能となることが期待できる。このような詳細な調査はほかの方法ではまだ難しく、カメラによる調査固有の利点である。また取得されたデータが画像であればそれをそのまま野鳥の専門家に渡し、分析することが可能である。この点もカメラによる調査の大きなメリットである。またカメラと他のセンサを組み合わせ、相補的な運用形態を取ることも可能である。このような可能性のあるカメラと画像認識を用いた生態調査システムの実現に、このデータセットは大きく貢献できる。

鳥認識の性能評価

本研究ではデータセットを構築したうえで、これらの共通した基礎である鳥認識についての性能評価、認識手法の検討を行う。鳥認識は与えられた画像について、それが鳥であるか否かを判定する課題である。この課題におけるシステムの性能はそののちのさらなる調査全体の精度に影響を与える。よって鳥認識そのものの精度がまず定量化される必要がある。

このデータセットは風景の連続写真中での鳥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から、その応用は単なる鳥/非鳥類（＝鳥ではないもの）の認識、検出、種類の分類、飛行ルートの追跡の評価と広い。その中からまず本研究ではこのデータセットを鳥認識手法の評価に利用する例を示し、鳥認識に向けた手法は何かを検討する。

[関連研究]

関連研究として、画像からの物体検出についての研究を挙げる。さらに鳥画像を対象とした研究として、鳥分類、鳥検出の研究を挙げる。そして最後に既存の鳥画像データセットを挙げる。

物体検出の研究

物体検出は画像認識の分野において、古くから最も基本的な課題として研究され続けている。検出とはある物体が画像中のどこにあるかを探し出すという課題である。物体検出の応用先はデジタルカメラの顔検出機能、交通量調査や車載カメラの歩行者検出機能と多い。検出対象としても、顔、歩行者について最も研究が盛んである。本研究ではこのような目的で作られた手法を鳥検出に利用することを検討した。

このような手法の代表例として、まず Viola と Jones [8] の顔検出器が挙げられる。この研究では Haar-like 特徴量と、学習アルゴリズム AdaBoost を利用して顔識別器が構成された。Haar-like 特徴量は画像中の明暗のパターンを記述する特徴量である。画像中の各大きさ、位置のウィンドウについてこの識別器を適用し、顔領域の検出に成功

した（図 3-1- 37 左）。Dalal と Triggs [9] の人体検出器はもうひとつの代表例であり、ここでは Histogram of Orientated Gradients (HOG) と呼ばれる特徴量が提案された。HOG では画像の勾配をもとにヒストグラムを作成し、それによって物体の大まかな形状を記述することができる（図 3-1- 37 右）。本研究でもこのような特徴量の抽出と、それを分類する学習アルゴリズムを組み合わせる鳥検出のために用いる方法を検討した。

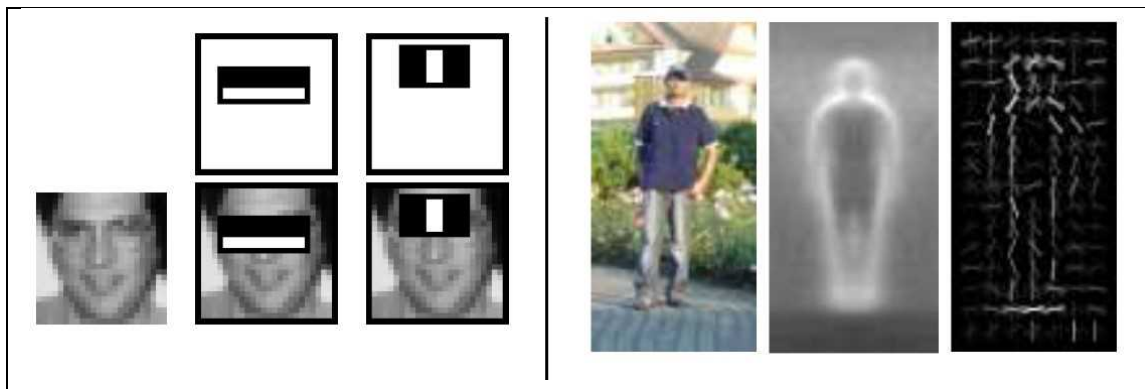


図 3-1- 37 Haar-like [8]、HOG 特徴量 [9] による画像の記述

鳥画像分類の研究

物体認識を利用して、画像から鳥の種類を判定しようとする研究がすでに行われている。鳥の種類を判定は物体認識の諸問題の中でも特に概念的に、あるいは視覚的に類似度の高い多クラス間の分類問題として、fine-grained な分類問題と呼ばれる。Fine-grained は最近の物体認識の主要なトピックの一つであり、鳥の種類を判定もそのような問題の一つとして興味を集めている。

Berg と Belhumeur [10] は人が示す、分類的にあるいは視覚的に近いが異なる鳥の種類を見分ける能力を、画像認識の分野で Part-based One-vs-One Features として知られている方法論で説明することを試みた。例えばハゴロモガラス（図 3-1- 38 左）とアメリカガラス（図 3-1- 38 右）を見分けるときは翼の付け根の赤い模様に注目するなど、ある種とある種を見分けるための部分的な特徴を適切に選び出す必要性を論じた。

Fine-grained な分類はいまだに挑戦的な課題ではあるが、これが実用化されると生態調査システムによる細かな種類の分類までもが可能になりうる。これはレーダやサーモグラフィでは難しい課題である。画像認識の分野で Fine-grained な分類の研究が始まっていることは、カメラによる生態調査の将来性を大きいものにしている。

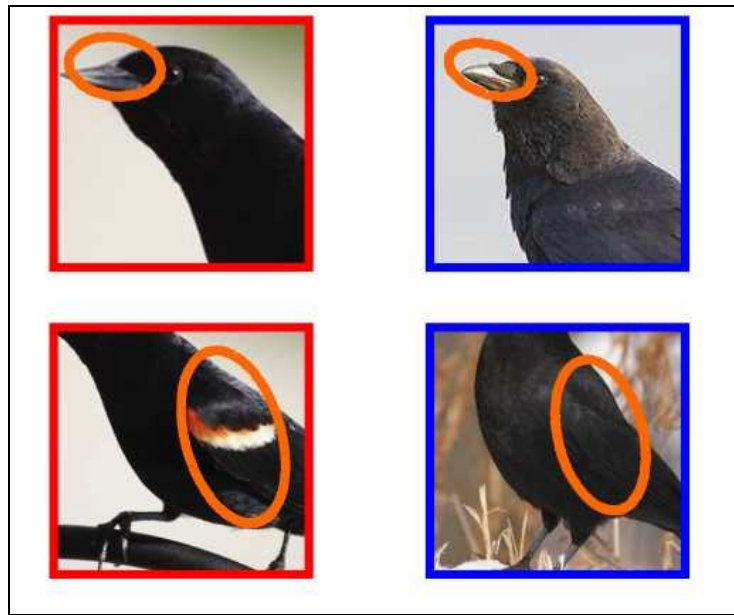


図 3-1- 38 Part-based one-vs-one features による Fine-grained 鳥分類 [10]

画像処理を用いた鳥検出の研究

画像処理を用いた鳥検出への取り組みの先駆けとして、セグメンテーションを用いた Poon ら [11] の研究、ステレオマッチングを用いた Verstraeten [12] の研究がある。これらの研究では空の画像からの鳥検出が一定の精度で可能であることが明らかにされた。しかし画像中に障害物が写ることは考慮されてこなかったという問題がある。風力発電所での生態調査では画像中に風車が写りこみ、また天候の変化により雲が現れたり、風で木が揺れたりすることがある。このような物体の存在は誤認識の原因となり得る。このような状況下でも調査の精度を保証するために、ノイズへの対策が必要である。

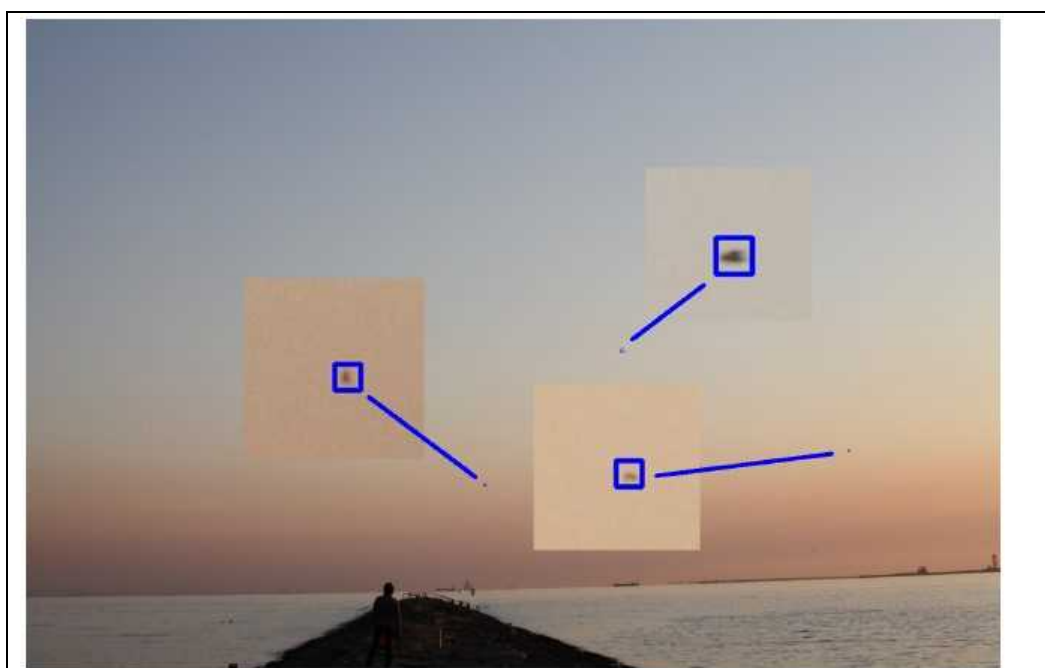


図 3-1- 39 白石ら [1] による鳥検出の様子

よりロバストな鳥検出手法として、白石ら [1] の研究がある。これはフレーム間差分法による移動物体の抽出と鳥画像認識を組み合わせた手法である。フレーム差分法のみでは鳥以外の領域が多数検出されてしまうような画像で、鳥識別器により鳥と判断された領域のみを残すことで認識精度が向上した。この研究では学習アルゴリズムとして AdaBoost を利用した。特徴量としては Haar-like、HOG と Local Binary Pattern (LBP) が検討され、鳥認識には Haar-like が最も適しているとの結論が得られた。このときの評価実験には著者が撮影した東京の画像が利用されていた (図 3-1- 39)。

長谷川 [6] は白石らのシステムに改善を加えるとともに、風力発電所で稼働させる実験を行った。この研究では動体抽出アルゴリズムとしてはフレーム間差分法に代えて背景差分法を用いることが提案された。また風力発電所では風車が動体として検出され続けてしまうため、これを形状を見て除去する方法が提案された。評価はシステムの算出する結果と現場での野外調査の結果を比較することで行われた。しかしこれらの間に相関は見られず、まず評価方法を確立する必要があることが明らかにされた。本研究ではこれを受け、長谷川が実験に用いた画像から鳥画像データセットを構築し、白石ら、長谷川の用いた手法を評価する。

鳥画像データセット

鳥の画像を集めたデータセットはすでにいくつかある。例としてはまず有名な大規模な階層構造データセット ImageNet [7] の鳥カテゴリが挙げられる。ImageNet は自然言語処理で用いられる単語とその意味の階層構造を画像に導入した、大規模な画像データセットである。画像例は図 3-1- 40 である。物体のカテゴリが階層構造に整理され、全体の木構造の部分木としてカテゴリにアクセスできる。画像はインターネットから収集され、クラウドソーシングサービス Amazon Mechanical Turk (MTurk) を利用したラベルづけが行われた。Imagenet では Bird カテゴリ内に約 705000 枚の鳥画像が含まれている。

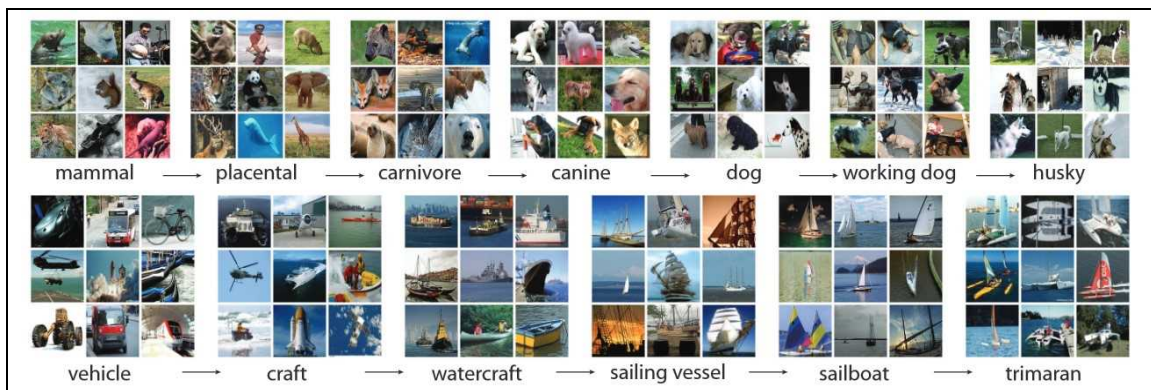


図 3-1- 40 ImageNet の画像例

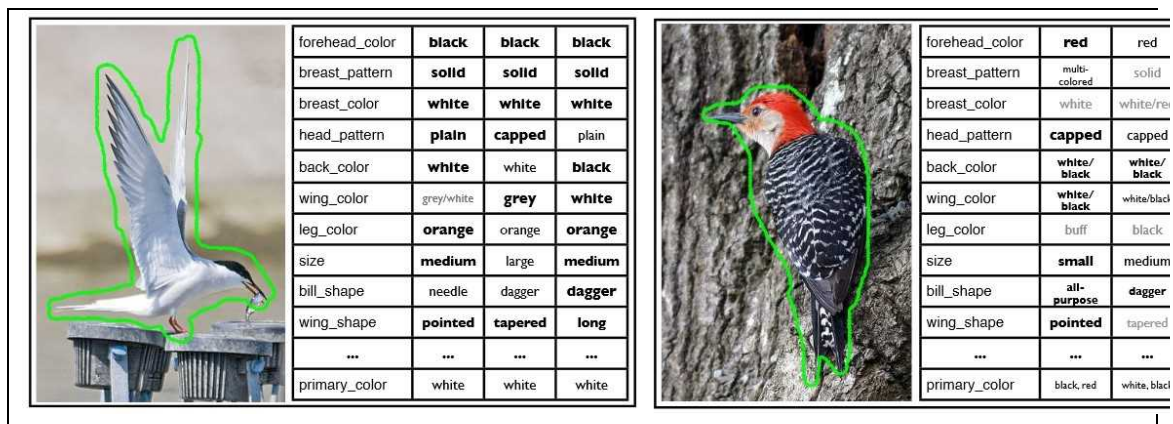


図 3-1- 41 Caltech-UCSD Birds 200 の画像例

そのほか対象として鳥のみを扱ったデータセットの例として、Caltech-UCSD Birds 200 [13] および Caltech-UCSD Birds-200-2011 Dataset [14] が挙げられる(図 3-1- 41)。これは Wikipedia と Flickr から取得された鳥画像について、MTurk によるメタデータ付加を行ったデータセットである。鳥の種類は 200 種類であり、画像数は Caltech-UCSD Birds 200 では 6033 枚、Caltech-UCSD Birds-200-2011 では 11788 枚まで拡張された。さらに画像中の鳥について、バウンディングボックス、セグメンテーション、部位の位置とテキストでの各属性のデータが利用可能である。

このように一般物体認識向けの大規模データセットが多くあるにもかかわらず、生態調査システムの評価に利用できるようなものはいまだない。今までのデータセットには次のような問題点がある。まずこれらのデータセットではラベル付けにクラウドソーシングなどを利用しており、野鳥の専門家によって作られたデータではなく鳥の判別に限界がある。またこのため本当に鳥かどうか、何の種類の鳥であるか判断しにくい画像は含みにくい。そしてインターネットから収集するなどしたために、画像の出所、撮影場所が一定ではない。このため定点カメラによる調査とは状況が異なり、時系列も利用できない。さらに含まれる多くの画像は被写体として鳥を選んだ画像であり、鳥を含む風景の画像ではない。このため鳥検出という課題について、現実的な難しさをもった課題を設定できない。

生態調査システムの評価のためには、一定の風景の中に出現する鳥の位置、種類を明らかにした形での画像データセットが必要である。本研究で構築したデータセットはこれらの先行研究と比較したとき、

1. 野鳥についての知識、技能を持った者により鳥の発見、種類の識別がなされている。
2. 生態調査を行う現場となる風力発電所の写真をもとにして構築されている。
3. 風景中に現れる人が発見できる鳥を網羅的に含んでいる。という特徴を持っている。

これらの特徴はそれぞれ

1. 野鳥に慣れた作業者によるデータ入力の結果、判別が難しいと思われる小さな鳥画像についても種類が判明している。また鳥の見落としが少ないことが期待でき、信頼性が高い。
2. 一定の場所で固定カメラにより撮影された写真を扱うため、カメラによる生態調査、監視システムを運用時と同じ条件で評価できる。
3. 風景の中の人が発見できる鳥がすべて含まれるため、システムと人の鳥発見能力を比較できる。

という生態調査システムの評価に適した性質につながる。本研究ではこのような条件を満たした初めてのデータセットとして、野鳥生態調査システム向け画像データセットを構築した。

[野鳥画像データセットの構築]

本研究で構築されたデータセットは、風景の連続写真中に出現する野鳥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。データセットの大きさとしては、7 時間分、10,815 枚の連続写真から 15,725 個の鳥のバウンディングボックスと種類が得られた。鳥の検出、種の分類、またはそれらを統合的に行うシステムまで、このデータセットによる評価が可能である。生態調査システム一般の性能評価に利用できるような画像データベースとして、初めてのものが構築された。画像中に小さく写った鳥の種類を判定、入力することは人間にとっても難しい課題であるが、これを専門家らに依頼することで可能とした。