

農業用水路を対象とした淡水魚探査ドローンの開発 Development of freshwater fish detection drone for agricultural channels

○吉川夏樹*・梅木信尚**・海津裕***・元永佳孝*・本間航介*・宮津 進*

Natsuki YOSHIKAWA Nobuhisa UMEKI Yutaka KAIZU Yoshitaka MOTONAGA
Kousuke HOMMA Susumu MIYAZU

1. はじめに

水田や水路などで形成され、相互を往来できる水系ネットワークは魚類をはじめ多様な生物種を育む環境として機能していた。しかし、近代的な基盤整備事業による暗渠排水や線形水路の整備によって水系ネットワークの連続性は消失し、多くの魚類が絶滅の危機に瀕している。

こうした状況の改善のため、2001年に改正された土地改良法によって、環境との調和に配慮することが全ての事業において義務化され、環境配慮施設が各地に導入された。しかし、設置された施設が水域全体に与える影響を調査した事例はない。

筆者らは、広域の水路ネットワークに生息する淡水魚を網羅的かつ非破壊的に環境への影響を最小限に留め評価する調査手法として、自律航行型淡水魚探査装置(水上版ドローン)の開発を行ってきた。2018年までは、主に生物探査を担う超音波エコーの開発を進めた。一方、ボートの自動航行および画像解析による定量的解析手法については残された課題となっていた。

本発表では、超音波エコーを搭載する自律航行ボートの開発および自律航行の精度検証を行うとともに、Cascade分類器を用いた画像解析によって超音波エコー画像から魚類を定量する手法について報告する。

2. 自律航行ボートの開発

2.1. 水上版ドローンの作成

自作ドローン用ソフトウェアであるARDUPILOTを援用し、水上版ドローンを作成した。フライトコントローラにはPixhawk Cube Orangeを使用し、GNSS受信によって自律航行するボートとした。ボート中央部に2つのダクトファンを設けることで、機体の旋回性を高めた(図1)。

2.2. 自動航行試験

小千谷市の養鯉池において、水上版ドローンの航行試験を行った。PC上で操作するソフトウェア(Q Ground Control)を使用し、池内を網羅的に走査する航行ルートを設定した。航路間隔を2m, 4m, 6mと3通りで設計し、それぞれの航行精度を確認した。

2.3. 結果および考察

航路間隔6mの場合が最も精度が高かったが、旋回時にルートから逸れる傾向があった(図2)。また、旋回箇所には2点の通過点を設けたが、間隔2mではポイント間隔が近すぎたことから旋回時に両方のポイントを通過したことになり、鋭角な軌跡を描いた。また、北西進行時に直進性が高く、南西進行時に蛇行したことから、風や波の影響を受けることが明らかになった。今後、推進機の改善によって慣性力によるルートの逸脱を防ぐことその他、鋭角な航路を設けないよう工夫する必要がある。

3. 超音波エコー映像の定量解析手法の開発

3.1. 実験水路におけるエコー映像の取得

定量解析の供試データとするエコー映像を取得した。室内実験水路に淡水魚を放流し、超音波エコーで撮影した。また、精度検証を目的に超音波エコー装置の直下を通過した魚体の映像を光学カメラで同時に撮影した。

実験の供試魚には、農業用水路で採取した淡水魚(76.1 mm ± 24.3 mm (N = 100))を使用した。実験区間に供試魚を5 ~ 100まで5尾ずつ投入し(計20段階)、超音波エコーおよびカメラで3回ずつ撮影した。撮影には実験区間1mの上端から下端までを約10 cm/sで移動する観測方法を取り、供試データであるエコー映像を取得した。また、カメラ映像から目視で魚体を計数した。

3.2. Cascade分類器の作成

画像の特徴量に基づく機械学習ファイルである

* 新潟大学自然科学研究科 Graduate School of Science and Technology, Niigata University

** 新潟大学自然科学系 Institute of Science and Technology, Niigata University

*** 東京大学農学生命科学研究科 Graduate School of Agricultural and Life Sciences, The University of Tokyo

Cascade 分類器を作成した。魚体が映る 700 枚を正解画像, 気泡などノイズが映る 300 枚を不正解画像, 計 1000 枚の教師画像を使用し特徴量を機械学習させた。教師画像は過去に撮影したエコー映像から実験条件下・自然環境下に関わらず無作為に選択した。

3.3. Cascade 分類器による検出条件

魚以外の検出を避けるため 1 辺が 17 mm 以上 69 mm 以内の正方形に魚体が取まるように設定した。信頼性に関するパラメータである minNeighbors 値 (以下, mN 値) を小さく設定すると未検出率は減少するが誤検出が増加し, 大きい値ではその逆となる。そのため, 本研究では 5 および 40 の 2 通りで魚体の検出を行った。

3.4. 結果および考察

Cascade 分類器による検出数とカメラ映像の目視計数値の関係を示す (図 3)。mN 値によって精度に違いはあるが, いずれも回帰直線の決定係数 R^2 が 0.9 以上と強い正の相関があった。なお, Cascade 分類器による検出数がカメラ検出を大きく上回るのは, 動画のフレームごとに検出したからである。また, 区間内個体密度と Cascade 分類器による検出数の関係にも強い正の相関が認められた (図 4)。

また, mN 値を変えた場合, いずれも mN 値=40 の決定係数 (R^2) が高い結果となった (図 3, 図 4)。これは, mN 値=5 で気泡や底を誤って検出した割合 (誤検出率) が, mN 値=40 で正しく魚体を検出できなかった割合 (未検出率) を上回ったためである。

以上のことから, mN 値によって検出精度に差はあるものの Cascade 分類器による魚の自動検出が可能であることが示唆された。本研究においては mN 値 = 40 のほうがより高精度に検出しが, 自然環境下では気泡や浮遊物質などによって, 実験環境下よりも多くのノイズ発生が懸念される。今後, 自然環境下においても調査を行い mN 値をはじめ, 最適なパラメータを設定することが課題である。

4. まとめ

自律航行装置については自作ドローンのフライトコントローラを用いて自動航行を試みた。自動航行の結果は良好であったが, 方向転換時の慣性力によってルートを逸脱することは課題の一つである。

定量的な解析手法について機械学習ファイルの Cascade 分類器を用いた検出を試みた結果, 高い精度で魚を自動計数できることが明らかになった。検出状況に応じてパラメータを適切に設定することが今後の課題である。

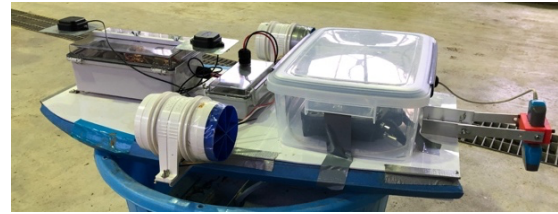


図 1. 作成した水上版ドローン

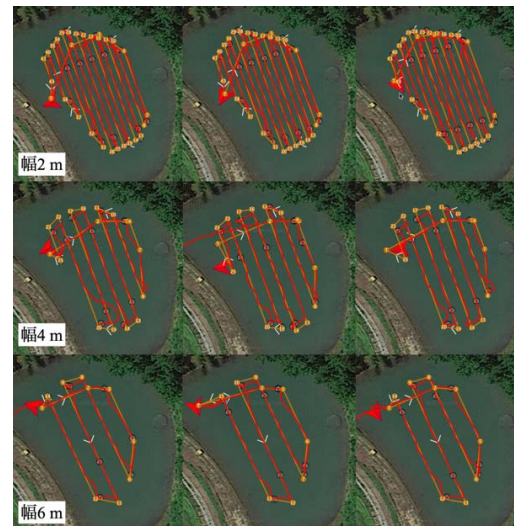


図 2. 各走査幅における自動航行の軌跡

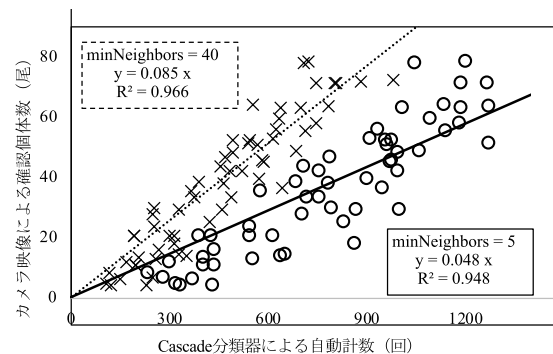


図 3. Cascade 分類器による検出数とカメラ映像における目視計数の関係

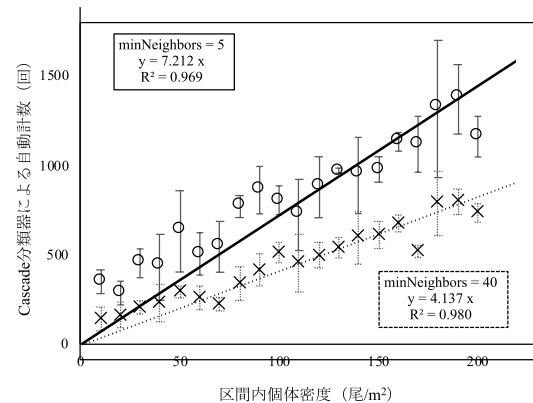


図 4. Cascade 分類器による検出数と区間内個体密度の関係