

ロボットと魚の敵対的關係に基づく魚の運動知能の測定とカオスによるロボットの知能創成の試み

見 浪 護*・戸田 雄一郎**・松野 隆幸*・矢 納 陽***

*** 岡山大学 岡山県岡山市北区津島中 3-1-1

*** 川崎医療短期大学 岡山県倉敷市松島 316

*** Okayama University, 3-1-1 Tsushima-Naka, Kita-ku, Okayama, Japan

*** Kawasaki College of Allied Health Professions, 316 Matsushima, Kurashiki, Okayama, Japan

** E-mail: ytoda@okayama-u.ac.jp

キーワード：ビジュアルサーボ (Visual servo), 計算知能 (Computational intelligence).

JL 0001/19/5801-0008 ©2019 SICE

1. はじめに

近年、ロボットが活動するフィールドは、陸上のみならず空中や水中などといったさまざまなフィールドでの運用が期待されている。特に、日本は広大な領海を有するため、レアメタルや生物などを含めた海中・海底資源を調査、捕獲し有効活用することを目的とした水中ロボットに関して高い期待が寄せられている。潮流や光といったさまざまな外乱が加わる水中環境下において、自律移動水中ロボットが与えられたタスクを実行するために、ロボットには、外界センサを用いて現在自身がおかれている環境・状態を認識し、与えられた目標・対象に対して精確な制御を行うといった高度な知能化技術が求められる。本稿では、ロボットの知能化技術として、外界センサにカメラ画像による認識技術を用いたビジュアルサーボに関して紹介を行う。ビジュアルサーボは、画像中から、目的とする対象物を選択的に認識するとともにその位置/姿勢を短い時間で計測し、ロボットのフィードバック情報として用いる運動制御であり、さまざまな研究が行われている^{1)~3)}。水中ロボットに関連するビジュアルサーボシステムとして、北島らは、魚を捕獲するについて報告している⁴⁾。彼らはスティックと楕円の統合モデルを用いることでカメラ画像からの金魚の位置姿勢の認識を実現している。統合モデルを用いることにより金魚以外の外見的特徴の少ない非剛体にも適用が可能である。さらに捕獲動作の向上のために、金魚すくいが上手な人が行う、捕獲する魚の絞込み動作をロボットに付与することを目指した取り組みも報告している⁵⁾。また川村らも⁶⁾魚を追跡する画像処理について研究を行っている。

本稿では、著者らが「機械 vs 生物」によりロボット知能向上の糸口を探るアプローチの1つとしてロボットによるビジュアルサーボを用いた魚の捕獲^{7), 8)}というタスクを設定し、研究を続けてきた事例を通して^{9), 10)}、ロボットの知能と魚の運動知能との関連についてまとめた。

2. ロボットと生物の知能

ここでは、まず知能について考えてみる。知能の定義

は、さまざまな尺度や観点からなされており、ものの方によってその定義も異なる。たとえば、Kimらは、制御性能、信頼性と自己診断機能が複数の要因を含む機械知能を定義している¹¹⁾。また、ParkはKimの知能の定義が、機械のみの知能を評価する点、また知能は評価項目の重み付線形和として表わされている点について改良すべき問題があることを指摘し、人間-機械系が相互に依存し関連するシステムの機械知能について新しい定義を提案した¹²⁾が、タスクごとの知能は、設定すべき数値として取り扱われていてこれを測定する手段は記述されていないという問題がある。このように、機械の知能といった1つの領域においても時代背景やその観点からその定義は、大きく異なりさまざまである。

また、人間に関する知能として、Wechslerは、“目的的に行動し、合理的に思考し、環境を効果的に処理する個人の総合的、または全体的能力”と考え¹³⁾言語性知能と動作性知能に分けて調べるWechsler式知能検査方法を提案している。言語性知能は学習や記憶に基づき後天的要因によって規定される部分が多いとされ、動作性知能は状況対応的な流動性知能を測定する尺度で生得的要因に影響を受け、後天的な学習には関係しないとされる。動作性知能は、絵画完成、積み木模様、組み合わせなどの処理速度を評価基準として測定される¹⁴⁾。

本稿では、上述のとおりビジュアルサーボによる魚の捕獲をタスクとして、ロボットと生物の知能について追えることを目的とする。このとき、ロボットと魚の関係は「追う者」と「追われる者」という敵対的關係になる。以降の章では、この敵対的關係を従来の計算知能の分野で行われていた「エージェント vs エージェント」として扱うのではなく、「エージェント vs 生物」として扱うことによる新たなロボットの知能創成の取り組みに関して紹介していく。

3. 捕獲システム

ロボットが魚を捕獲するためには、魚の位置姿勢を外界センサにより推定し、推定結果より目標位置に対し適切にアクチュエータを制御する必要がある。本稿におい

て用いた魚捕獲ロボットと実験環境を図1に示す。ロボットは三菱重工製のPA10であり、ハンド座標系で表現した速度指示を受け付ける仕様となっている。また、魚の位置姿勢推定のための外界センサとしては、PA10に取り付けられたCCDカメラを用いている。図1に示すハンドアイカメラは、2つ設置されているが、魚の捕獲実験は、単眼のカメラで行われた。本章では、本稿における魚の捕獲システムのための、カメラ画像を用いた魚の実時間位置姿勢推定システムおよび、ロボットの制御手法に関する説明を行っていく。

3.1 実時間位置姿勢推定

魚を上方より見た外形を近似した三角形の面-帯モデルを図2(a)に示す。このモデルと魚が写っている生画像図3(a)との相関を計算し、縦軸に相関値をとった分布 $F_{ss}(\phi)$ を図3(b)に示す。ここで、 ϕ は、図2(a)に示すように $\phi = [X, Y, \theta]$ であり、 X - Y 軸は、魚認識

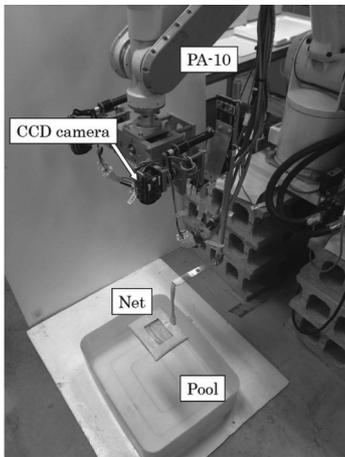


図1 魚捕獲のためのロボットシステム

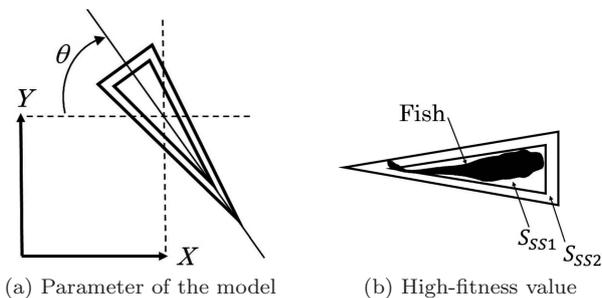


図2 魚検出のための面-帯モデル

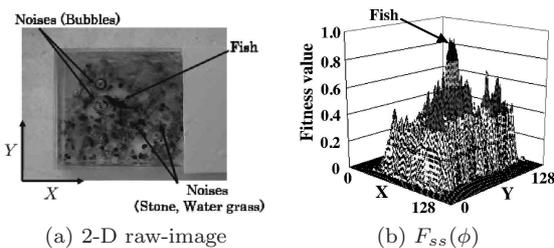


図3 原画像と相関値の分布

のための三角形モデルの位置姿勢の基準となる座標軸であり、図3(a)の X - Y 軸と同じである。図3(b)より相関のピークは魚の位置と一致していることがわかる。これにより魚の形の認識と位置姿勢の計測は、 $F_{ss}(\phi)$ の最大値を与える位置姿勢変数 ϕ を求める最適解の探索問題となることがわかる。ここで図3(a)は魚と浮草および敷石が写った写真であり、このようにノイズの多い画像であっても図3(b)に示すように $F_{ss}(\phi)$ は魚の位置で最大値をとっていることがわかる。また魚は泳ぐためこの最大値は時間に依存して移動するから、時間に遅れることなく分布の最大値をトラッキングしなければならない。さらに、ロボットの動きにより視点が変化するため、画像全体が移動する。したがって解くべき問題は時変分布関数の実時間最適解探索問題となる。この問題の解法として著者らは「1-step GA」を提案しその実用的利便性についてはすでに報告した^{15), 16)}。GAの処理では $F_{ss}(\phi)$ を適合度として用いており、このため図3(b)では縦軸に“Fitness value”と表示している。また、図3(a)に示す魚が写っている未処理の画像と図2(a)に示すモデルとの相関¹⁶⁾を計算する式を示す。

$$F_{ss}(\phi) = \sum_{\tilde{r}_{i,j} \in S_{ss1}(\phi)} p(\tilde{r}_{i,j}) - \sum_{\tilde{r}_{i,j} \in S_{ss2}(\phi)} p(\tilde{r}_{i,j}) \quad (1)$$

$\tilde{r}_{i,j}$ は画像内の位置であり $p(\tilde{r}_{i,j})$ は $\tilde{r}_{i,j}$ の輝度値を表す。(1)式は、面部分 $S_{ss1}(\phi)$ 領域内の輝度値の積分値から帯部分 $S_{ss2}(\phi)$ の輝度値の積分値を引く計算であり、近似的に積分と微分を含む形である。すなわち、図2(b)のように魚がモデルの面部分 $S_{ss1}(\phi)$ に重なり、かつ帯部分 $S_{ss2}(\phi)$ に重ならないとき、適合度 $F_{ss}(\phi)$ は最も高い値をとる。図3(b)より魚が1匹の場合にはほぼ単峰性となるが、細かいノイズのピークもあり多峰性分布となっていることがわかる。GAは多峰性分布でLocal Maximumに落ち込んでしまう場合でも突然変異などにより最適解へ漸近することが可能であり、大域的探索と局所的探索のバランスを容易に変更できることから、本システムではこれを用いている。プールの中に複数の魚が存在する場合には、複数の同程度の高さのピークが存在する多峰性関数の最適化問題となる。この場合、あるピークからほかのピークへ探索がシフトする場合があります。これは魚捕獲実験では突然ビジュアルサーボのターゲットの魚が変更される状態となる。これを著者らは「目移り現象」と呼んでいる。

3.2 PD制御によるビジュアルサーボ

ハンドアイの画像の原点と網の中心が一致するように網をハンドに取り付けてある。このため画像中心からの魚の位置を1-step GAで計測すると、その値は網と魚との位置誤差ベクトル Δr^i となる。この情報を基に、ビジュアルサーボの*i*番目の制御期間のときのハンドに与

える目標速度をつぎのように計算する.

$$\dot{r}_d^i = K_P \Delta r^i + K_V (\Delta r^i - \Delta r^{i-1}) \quad (2)$$

ここで K_P と K_V は, PD ゲインで一定の正定な対角行列である. PA10 への指示速度として \dot{r}_d^i を出力することで, 1-step GA により魚の実時間位置認識を行うビジュアルサーボ系が構成される^{7), 8)}.

4. カオスによる軌跡の学習

4.1 カオス生成手法

(1) ニューラルネットワーク組込型微分方程式

入力層, 中間層, 出力層をもち $\mathbf{p}(t)=[x(t), y(t), z(t)]^T$ から $\mathbf{f}(\mathbf{p}(t))$ への非線形写像を与える Neural Network (NN) を考える. NN の出力を以下の (3) 式

$$\dot{\mathbf{p}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{p}(t)) \quad (3)$$

の $\dot{\mathbf{p}}(t) = [\dot{x}(t), \dot{y}(t), \dot{z}(t)]^T$ と考えてルンゲクッタ法を用いて数値積分し $\mathbf{p}(t)$ を得る. 得られた $\mathbf{p}(t)$ を NN の入力にフィードバックし閉ループを構成すると, 閉ループ系は (3) 式を表現していることになる. (3) 式を NN を用いて表現したブロック線図を図 4 に示す. 図 4 の右側の “Chaos Searching Block” は, NN の係数を表わすベクトルを遺伝子としてもつ GA のブロックである. また, NN のユニットの入出力関数 $s(t)$ には, シグモイド関数を用いる. また, 入力 u_i , 入力層-中間層間の NN の係数を q_{ij} , 中間層-出力層間の係数を w_{jk} とすると, 入力層 m , 中間層 n をもつ NN の j 番目の中間層の出力 x_j と k 番目の出力層の出力 y_k は

$$x_j = s \left(\sum_{i=1}^m q_{ij} u_i - \theta \right), y_k = s \left(\sum_{j=1}^n w_{jk} x_j - \theta \right) \quad (4)$$

と表わされる.

(2) カオス生成システム

ここでは, 図 4 の左側に示す NN 組込型微分方程式の解軌道がカオス軌道を生じるように, NN の結合係数を

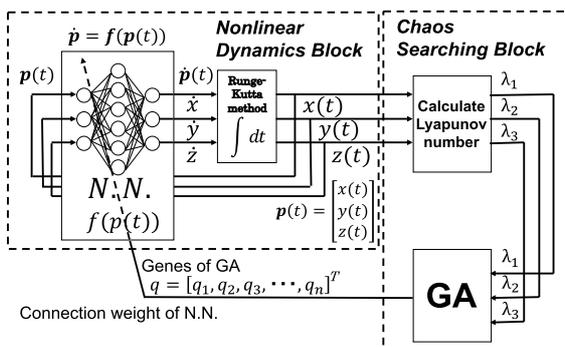


図 4 カオス生成のブロック図

探索する方法について考える. カオスを生じる NN の結合係数を Genetic Algorithm (以下「GA」) によって探索する. 図 4 の右側の “Chaos Searching Block” は, NN の係数を表わすベクトル $\mathbf{q}_i = [q_{1i}, q_{2i}, \dots, q_{ni}]^T$ を遺伝子としてもつ GA のブロックであり, GA は次式

$$g_i = k_1 \cdot \lambda_{1i} - k_2 \cdot |\lambda_{2i}| - k_3 \cdot \lambda_{3i}. \quad (5)$$

で与えられる g_i を最大化する \mathbf{q}_i を探索する. k_1, k_2, k_3 は正の重み係数である. GA はある遺伝子 \mathbf{q}_i を評価するため \mathbf{q}_i を NN にセットすることで (3) 式の微分方程式を \mathbf{q}_i に基づいた式に固定化する. その後 (3) 式を数値積分により解くことで \mathbf{q}_i に対応した解軌道 $\mathbf{p}_i(t)$ を得る. さらにこの解軌道に関するリアプノフ指数 $\mathbf{L}_i = [\lambda_{1i}, \lambda_{2i}, \lambda_{3i}]^T$ を求める. ただし $\lambda_{1i} > \lambda_{2i} > \lambda_{3i}$ としてソートしておく. GA の進化は \mathbf{L}_i を用いた (5) 式の適合度関数 g_i を最大化する方向に向かう. カオスを発生させるリアプノフ指数は, リアプノフスペクトラム $(+, 0, -)$ つまり $\lambda_1 > 0, \lambda_2 \approx 0, \lambda_3 < 0$ という形をとるため, (5) 式の適合度関数 g_i は $\lambda_{1i} > \lambda_{2i} > \lambda_{3i}$ がリアプノフスペクトラムとなるときの正の大きな値を与えるように構成されている. なお, 適合度関数に最小リアプノフ指数を入れた理由は, 発散する非線形関数を排除し, よりカオスの可能性が高い NN の非線形関数, (3) 式を得ようとしたためである.

このように, GA によって g_i を最大化させることで NN 組込型微分方程式をカオスを発生させる方向へと進化させる. これを繰り返すことで, カオスのリアプノフスペクトラムを満足する軌道を GA によって探索し, カオス軌道の生成を行うことができる^{17), 18)}.

4.2 分岐図によるカオス性の検証

(1) 1つの NN 係数の変更による分岐図の作成

ここでは, (4) 式に含まれる重み係数 q_{11} の値を “-1.0” から “+1.0” まで 0.0001 刻みで変化させ分岐図を作成することによってカオス性の検証を試みる. 縦軸はポアンカレリターンマップで使用した距離 r である. 図 5 に作成した分岐図を示す. $-1.0 \leq q_{11} \leq -0.28, 0.18 \leq q_{11} \leq 0.39, 0.8467 \leq q_{11} \leq 1.0$ の区間では軌道が発散するため, 分岐図を描くことができなかった.

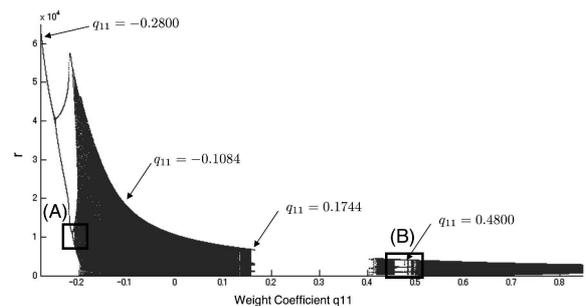


図 5 重み係数 q_{11} に対する分岐図の生成結果

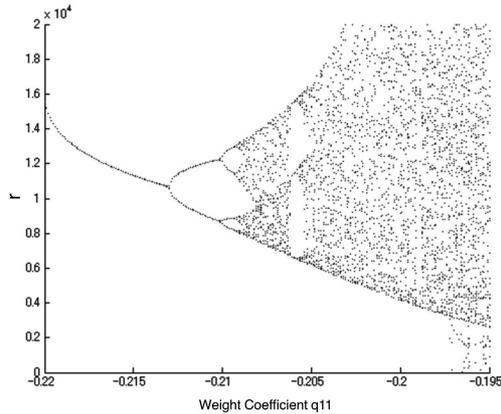


図6 熊手型分岐図 (図5(A))

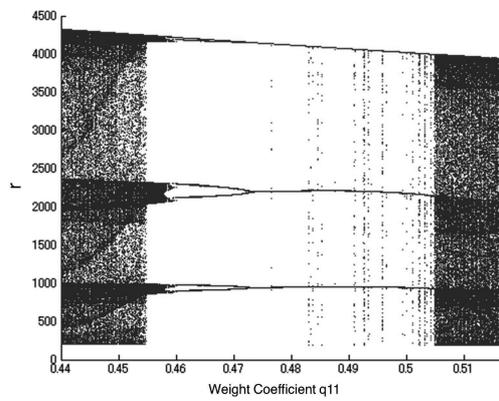


図7 カオス窓 (図5(B))

(2) 熊手型分岐の確認

図5における(A)の部分 ($-0.220 \leq q_{11} \leq -0.195$, $0.0 \leq r \leq 20000$) を拡大したものを図6に示す。図6から、熊手型分岐を確認できる。

(3) カオスの窓の確認

図5における(B)の部分 ($0.440 \leq q_{11} \leq 0.5167$, $0.0 \leq r \leq 4500$) を拡大したものを図7に示す。図7から、カオスの窓を確認できる。

(4) 生成される軌道

図4に示すシステムで生成される解軌道 $q(t)$ の中で、 q_{11} の値が -0.2800 , -0.1084 , 0.1744 , 0.4800 であるとき生成される軌道を図8(a)~(d)に示す。(a)は1周期軌道、(b)はカオス軌道、(c)、(d)は3周期軌道となっている。 q_{11} の値が -0.1084 のとき、無数の周期をもつ区間ではカオス軌道が生成される。カオス03, カオス04の q_{11} の値はそれぞれ 0.829098955 , -0.108415351 となっており、カオスを生成する区間内の値となっている。図8(a)~(d)より、NNの係数を変化させることで、軌道の周期が変化し、カオス軌道とカオスでない軌道が生成されることが確認できた。

以上より、カオスを生成する系の特徴である熊手型分岐とカオスの窓を係数 q_{11} を変化させて作成した分岐図

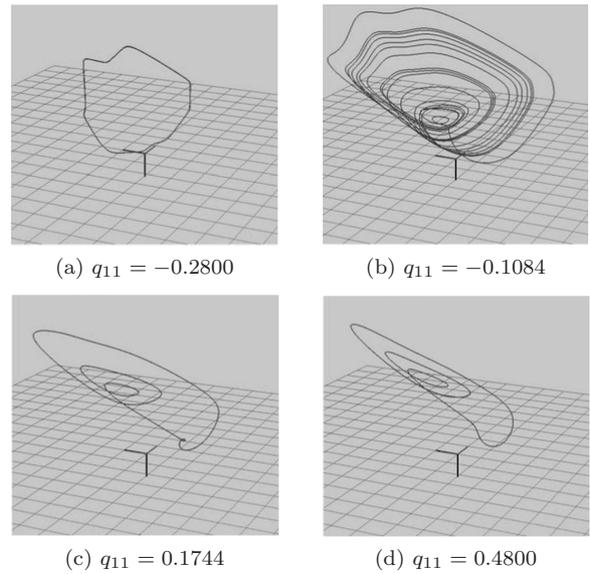


図8 軌道生成結果

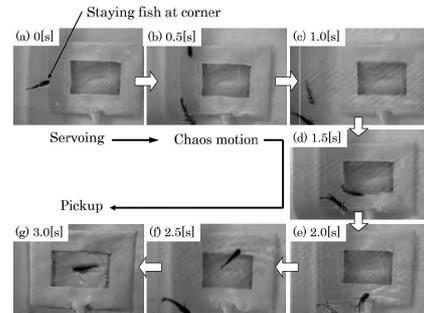


図9 カオスによる捕獲モーション

より確認できた。また、NNの係数を1つでも変更することで、軌道の形が変化していくということが確認された^{19), 20)}。

4.3 カオスによる捕獲軌道の生成

カオスは予測不可能性をもち魚の回避行動に効果的であると考えられるので、乱数と同様にカオスによる網の動きを捕獲動作に付加した。

カオスを(2)式に加えるため、 Δr^i を次式のように再定義する。

$$\Delta r^i = k_1 \cdot \Delta r_{fish}^i + k_2 \cdot \Delta r_{chaos}^i \quad (6)$$

Δr_{fish}^i は魚の位置の追跡誤差、 Δr_{chaos}^i はカオス軌道を表わす。網の運動パターンは乱数と同様に、 $k = [k_1 \ k_2]$ の値で決められる。 $k = [1 \ 0]$ の場合は網は魚を追いかける。 $k = [0 \ 1]$ の場合は網はカオス運動を行う。以降、ビジュアルサーボにカオス軌道を組込んだ捕獲法を単にカオスによる捕獲と呼ぶことにする。

図9にカオスによる捕獲の様子を0.5秒ごとの連続写真で示す。(a)のように魚がプールの隅で停止しており、魚と網は停止したまま動かない状態に陥っている。(b)でロボットは、魚が制限区域内で停止していることを認識

したため、網の運動パターンを追従制御からカオス軌道へと切り替えた。(c)~(e)はカオス軌道に乗った網が不規則に振動しているようすを示している。(f)で魚を網の中央部で認識し、(g)で捕獲に成功した。

5. 魚の知能的生存戦略

前章までに本研究の動画認識法とその手法を用いた魚の捕獲について述べてきた。ここでは捕獲と解放を繰り返すことで、著者らは興味深い魚の行動パターンを発見した。本章では、この魚の行動について述べる。

5.1 事例 1：魚の知能的生存戦略

まず、実験中の魚の行動を観察するために、魚の捕獲システムを用いて連続捕獲解放実験を2時間行い、捕獲試行数、捕獲数、捕獲失敗数に関する実験結果をまとめたものを図10に示す。図中において、横軸は2時間を10分ごとに区切った時間を表わし、縦軸は左から順に捕獲試行数、捕獲数、捕獲失敗数を示している。本実験を行うにあたり、著者らは魚がロボットの執拗な捕獲で疲労するため徐々に捕獲数は上昇するものと考えていた。しかし、実際には図10からもわかるように魚の捕獲数は時間が経つにつれ、予想に反して減少していったのである。

ここで、図中の直線 n_1 は捕獲試行数から最小二乗法により近似した直線であり、 n_2 は捕獲数から算出した。今回の実験結果ではこれらの傾きが負の値であり、魚が時間の経過とともにロボットの追尾から逃げる方法を学習したことに起因して捕獲されにくくなっている。また、ロボットのビジュアルサーボのゲイン K_P と K_V は一定であるのでロボットの追尾特性は変化していないことより、上述した直線の負の傾きは一定のゲインで制御されるロボットの捕獲能力に対する魚の逃避戦略学習速度を表わしていると考えられる。著者らは、この学習速度を、Wechslerが示した動作性知能の1つである処理速度の一部に含めてよいと考えている。直線の負の傾きが大きいほど学習速度が速く動作性知能が高いと考えられる。つまり、直線の傾きの大きさは、魚の動作性知能の定量的評価値を表わしている。

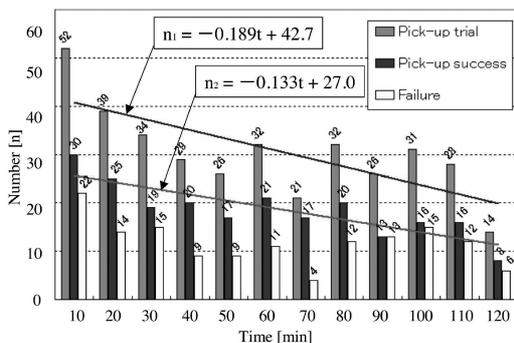


図10 魚の捕獲数に関する実験結果

5.2 魚の生存戦略

前節における実験において、著者らは、つぎに示す3つの魚の生存戦略を実験を通して確認している。

(1) 生存戦略 1：網からの逃げ方

実験開始時、魚は網が近づくと驚いて右往左往することしかできず、簡単に捕獲されていた。しかし、時間が経つにつれ、魚は網の横をすり抜けるように逃げることを覚え、図11のように網の周りを円を描くように一定速度で旋回しながら逃げ続ける戦略をとるようになった。この戦略は、位置サーボ系が速度一定の位置のランプ入力を受ける場合、定常偏差が発生することを利用して考えると考えられる。(2)式に示すサーボ系では、定常偏差が発生するため同じ速度で円を描くように逃げる対象物に対して捕獲動作に移ることは難しい。図12にハンドアイカメラの画像を示す。サーボイング対象の魚が旋回して逃げるようすがわかる。

このような回避戦略に対し、新たなNNを用いて将来時刻の魚の位置を予測し、予測位置に網の位置を位置制御することにより、定常偏差を減少させることができる。またこれにより、魚に網を追いつかせて捕獲することが可能であることを示した^{21), 22)}。

(2) 生存戦略 2：休息の取り方

つぎに魚は図13(a)~(c)のように、水槽の端で留まり続けるという戦略をとるようになった。ここで、ロボットアームは水槽側壁との衝突を避けるため、可動範囲を

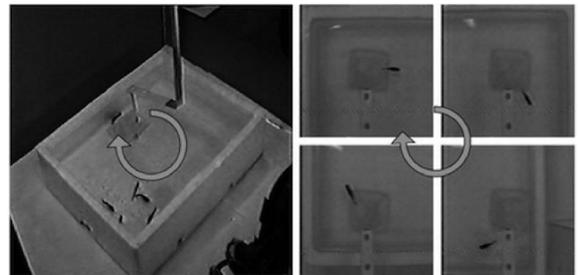


図11 戦略 1：網からの逃げ方

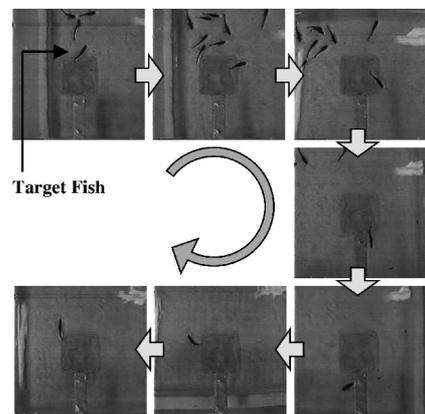


図12 戦略 1：戦略 1 における魚の動き

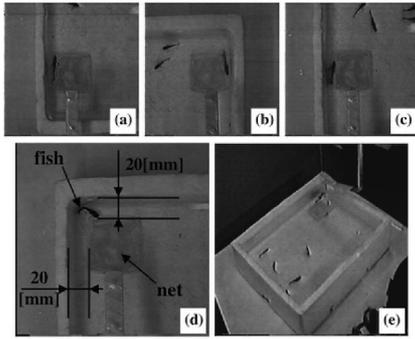


図13 戦略2：休息の取り方

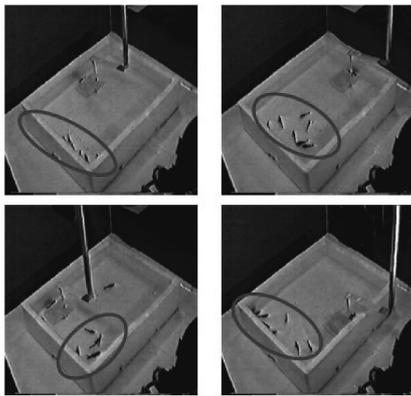


図14 戦略3：安全地帯への退避

(d) に示したように制限（各端 20 [mm] は進入不可）されている。そのため、この領域に魚が留まり続ける限り捕獲を行うことはできない。これは魚が休息を取る戦略を獲得した結果であると考えられる。(e) に外部カメラにより撮影したようすを示す。

(3) 生存戦略3：安全地帯への退避

最後に、魚は図14のように網の動きに合わせて常に網と反対側の水槽隅に移動する戦略をとるようになった。これは特に集団のうち1匹が戦略2をとったときに顕著に見られ、ロボットが一方の隅で停止しているため、大きな安全地帯が一定時間出現することに起因していると考えられる。

以上の魚が生存するために獲得した3つの戦略により、図10のように時間経過で魚が捕まりにくくなる現象が起こった。

5.3 事例2：カオスによる捕獲実験と魚の学習速度

ここでは、ビジュアルサーボによる捕獲、乱数による捕獲、カオスによる捕獲から得られた魚の学習速度 (Fish Learning SPped, FLS) を比較した実験事例に関して紹介する。捕獲数および学習速度のデータは図15にまとめられており、折れ線グラフはすべて平均値および標準偏差を記述している。ビジュアルサーボ (FLS=-0.30) を基準とすると、乱数 (FLS=-0.15) およびカオス (FLS=-0.08) は魚の学習速度を低減させた

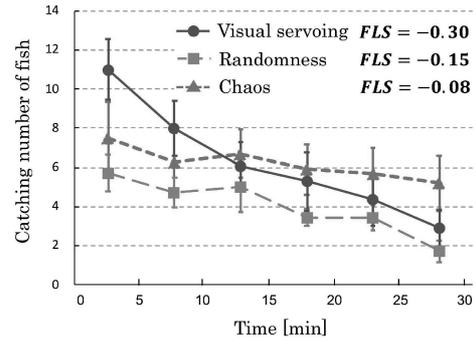


図15 魚の捕獲数に関する実験結果

ことがわかる。またカオスは乱数よりも魚の学習速度を大きく低減させた。このように魚の捕獲が成功するか失敗するかは魚の運動とカオスや乱数を含む網の運動の時系列の中に生まれる偶然性に影響されており、これはカオスを用いた網の動きが偶然性の中で捕獲の可能性を高めたと考えられ、カオスにより生成された捕獲軌道を用いたシステムの有効性を示していると理解される。なお、本実験に関しては参考文献¹⁰⁾ に詳細が示されている。

6. おわりに

本稿では、ビジュアルサーボを用いたロボットによる魚の捕獲システムを通して、魚の運動知能に関する測定方法と NN 組込型微分方程式を用いたカオス軌道生成によるロボットの知能創成の試みに関して紹介した。また、現在、著者らは水中ロボットを用いたビジュアルサーボに関する研究開発を行っている^{23)~28)}。本稿においては、陸上のロボットアームを用いた魚の捕獲システムに関してロボットと魚の知能に関する考察を行ったが、今後の展開として、水中ロボットにより魚を捕獲する知能ロボットを実現することによって、より高度な知能創成に関して取り組んでいく。

(2018年10月10日受付)

参考文献

- 1) S. Hutchinson, G. Hager and P. Corke: Tutorial on Visual Servo Control, *IEEE Trans. Robotics and Automation*, **12**-5, 651/670 (1996)
- 2) P. Y. Oh and P. K. Allen: Visual Servoing by Partitioning Degrees of Freedom, *IEEE Trans. Robotics and Automation*, **17**-1, 1/17 (2001)
- 3) R. Kelly: Robust Asymptotically Stable Visual Servoing of Planar Robots, *IEEE Trans. Robotics and Automation*, **12**-5, 759/766 (1996)
- 4) 北島, 浮田, 木戸出: スティックと楕円の統合モデルによる外見的特徴の少ない非剛体群の時系列位置・姿勢推定法, 電子情報通信学会 (D-II), **88**-2, 334/346 (2005)
- 5) 浮ヶ谷, 河村, 木戸出: 多数移動物体の分布変化パターンの統計分析—金魚すくいロボットへの捕獲対象絞込み技能の伝達へ向け—, 第19回人工知能学会全国大会講演論文集, 1B3-04 (2005)
- 6) 福田, 満田, 川村: 魚を追従するための画像処理技術の検討, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2003 講演論文集 (CD-ROM), 2P2-1F-E1 (2003)

7) 見浪, 鈴木, J. Agbanha: 注視 GA ビジュアルサーボを用いたロボットによる魚の捕獲, 日本機械学会論文集 (C 編), **68**-668, 172/180 (2002)

8) H. Suzuki and M. Minami: Visual Servoing to Catch Fish Using Global/local GA Search, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, **10**-3, 352/357 (2005)

9) 見浪, 矢納: ロボットと魚の敵対的関係を用いた魚の学習速度の計測, 日本機械学会論文集 (C 編), **79**-801, 503/510 (2013)

10) 森, 見浪, 矢納: ロボットと魚の敵対的関係における魚の学習速度の低減, 計測自動制御学会論文集, **51**-8, 587/595 (2015)

11) S.-W. Kim and B. K. Kim: MIQ (Machine Intelligence Quotient) for Process Control System, in *Proc. World Automation Cong.*, Anchorage, AK, May (1998)

12) H.-J. Park, B. K. Kim, and K. Y. Lim: Measuring the Machine Intelligence Quotient (MIQ) of Human-machine Cooperative Systems, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, **31**-2, 89/96 (2001)

13) D. Wechsler: *The Measurement of Adult Intelligence*, The Williams & Wilkins Company, Third Edition (1944)

14) 下山晴彦: よくわかる臨床心理学, ミネルヴァ書房 (2008)

15) M. Minami, J. Agbanhan, and T. Asakura: Robust Scene Recognition using a GA and Real-world Raw-image, *Measurement*, **29**-4, 249/267 (2001)

16) W. Song, Y. Mae, and M. Minami: Evolutionary Pose Measurement by Stereo Model Matching, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics (JACIII)*, **9**-2, 150/158 (2005)

17) Y. Ito, T. Tomono, M. Minami, and A. Yanou: Multiple Chaos Generator by Neural-Network-Differential-Equation for Intelligent Fish-Catching, *Proc. of IEEE Int. Conf. IECON*, 2319/2324 (2011)

18) T. Tomono, Y. Ito, M. Minami, and A. Yanou: Analyses of Chaos Generated by Neural-Network-Differential-Equation for Intelligent Fish-Catching, *Proc. of IEEE/ASME Int. Conf. on Advanced Intelligent Mechatronics*, 1023/1029 (2012)

19) M. Minami, G. Jingyu, and Y. Mae: Chaos-driving Robotic Intelligence for Catching Fish, *Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 85/91 (2007)

20) 伊藤雄矢: ニューラルネットワークを用いた新しいカオス生成手法の提案, 岡山大学大学院自然科学研究科, 平成 24 年度修士論文 (2013)

21) M. Minami and T. Yoshida: Prediction Servoing to Catch Escaping Fish Using Neural Network, *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, 1225/1231 (2008)

22) T. Yoshida, M. Minami, and Y. Mae: Fish Catching by Visual Servoing using Neural Network Prediction, *SICE Annual Conference*, 2372/2378 (2007)

23) 松野, 西田, 米森, 李, 向田, 加藤, M. Myint, 山田, N. L. Khin, 見浪: 複眼立体認識を用いた水中嵌合実験 (AUV を用いた制御機能検証), 日本機械学会論文集, **84**-858, 17/00242 (2018)

24) 米森, 矢納, M. Myint, K. N. Lwin, 見浪: 複眼ビジュアルサーボによる水中ロボットの実海域嵌合実験, 日本機械学会論文集, **83**-848, 16/00410 (2017)

25) K. N. Lwin, N. Mukada, M. Myint, D. Yamada, A. Yanou, T. Matsuno, K. Saitou, W. Godou, T. Sakamoto, and M. Minami: Visual Docking against Bubble Noise with Three-dimensional Perception Using Dual-eye Cameras, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, DOI (identifier) 10.1109/JOE.2018.2871651.

26) Y. Nishida, T. Sonoda, S. Yasukawa, K. Nagano, M. Minami, K. Ishii, and T. Ura: Underwater Platform for Intelligent

Robotics and Application in Two Visual Tracking Systems, *Journal of Robotics and Mechatronics*, **30**-2, 238/247 (2018)

27) K. N. Lwin, N. Mukada, M. Myint, D. Yamada, M. Minami, T. Matsuno, K. Saitou, and W. Godou: Docking at Pool and Sea by Using Active Marker in Turbid and Day/Night Environment, *Artificial Life and Robotics*, **23**-3, 409/419 (2018)

28) M. Myint, K. Yonemori, K. N. Lwin, A. Yanou, and M. Minami: Dual-eyes Vision-based Docking System for Autonomous Underwater Vehicle: An Approach and Experiments, *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, **92**-1, 159/186 (2017)

[著者紹介]

見浪 護君 (正会員)



1979 年大阪府立大学工学部航空工学科卒業, 1981 年同大学工学研究科航空工学専攻修士課程修了. 1993 年 金沢大学大学院自然科学研究科博士課程修了. 博士 (工学). 1994 年福井大学工学部機械工学科助教授, 2002 年同学部知能システム工学科教授, 2010 年岡山大学大学院自然科学研究科教授, 現在に至る. ロボットの力学, 拘束運動, 力制御, 移動マニピュレータの制御, 画像認識, ビジュアルサーボインテグ等の研究に従事. 日本機械学会, IEEE などの会員.

戸田 雄一郎君 (正会員)



2017 年首都大学東京大学院システムデザイン研究科博士課程後期課程修了, 2017 年 首都大学東京特任助教. 2018 年岡山大学大学院自然科学研究科助教, 現在に至る. 博士 (工学). 計算知能, 移動ロボットの環境認識技術に関する研究に従事. 日本機械学会, IEEE などの会員.

松野 隆幸君 (正会員)



2004 年名古屋大学大学院工学研究科マイクロシステム工学専攻博士課程後期課程満期退学. 博士 (工学). 2004 年より名古屋大学大学院工学研究科助手, 2006 年富山県立大学工学部助手, 2008 年同大学講師. 2011 年岡山大学大学院自然科学研究科講師, 2017 年同大学准教授, 現在に至る. 産業用マニピュレータ, 医療用ロボットに関する研究に従事. 日本機械学会, IEEE などの会員.

矢納 陽君 (正会員)



学会などの会員.

1996 年岡山大学工学部情報工学科卒業. 1998 年同大学大学院工学研究科修士課程修了. 2001 年同大学大学院自然科学研究科博士課程修了. 同大学大学院研究生を経て, 2002 年近畿大学工学部助手. 2004 年同講師を経て, 2009 年岡山大学大学院自然科学研究科助教. 2016 年川崎医療短期大学放射線技術科准教授. 現在に至る. 予測制御に関する研究に従事. 博士 (工学). システム制御情報学会, 日本機械