

別刷

計測自動制御学会 論文集

年 第 卷 第 号

(P. ~P.)



公益社団法人計測自動制御学会

ロボットと魚の敵対的關係における魚の学習速度の低減

—カオスと乱数を用いた試み—

森 慶太*・見 浪 護*・矢 納 陽*

Reduction of Fish's Learning Speed in Antagonistic Relationship of Robot and Fish —Trials Using Chaos and Randomness—

Keita MORI*, Mamoru MINAMI* and Akira YANOU*

In this paper, we report relative comparison on learning speed of fish in an antagonistic relation of prey and predator—the prey is fish and the predator is a robot seeking to catch the fish by a net attached robot's hand by means of visual servoing. It was confirmed that the fish have found escaping strategy by itself, e.g., staying at corners of a pool where the net is inhibited from closely approaching to the corners to avoid the net clashing to the pool wall. The effectiveness of the conceived escaping strategies by fish has been measured as learning speed that describe decreasing tendency of how many fish could be caught in constant time when the fish caught be released immediately to the same pool. To overcome such fish's ability to conceive new strategies for escape, in this paper, chaos and randomness have been added to the net motion. The effectiveness of chaos and randomness are experimentally examined to judge whether they can decrease the fish's learning speed.

Key Words: image recognition, visual servoing, chaos, randomness, robot

1. はじめに

Wechsler は“知能とは、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”と考へ¹⁾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た。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、動作性知能は状況に対応する流動性知能を測定する尺度であり、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、組み合わせなどの生得的な学習速度を評価基準として測定される²⁾。

最近のロボット工学の分野でも、「ロボットの知能」と「生物の知能」を比較・検証することで「知」をより理解しようとする試みがあり、その研究過程で生物に関する新たな知見が数多く報告されている^{3)~6)}。ロボットの知能化について、それ自身がオープンエンドな実世界で自律的に学習していく「発達する知能」の必要性が指摘され⁷⁾、下村らは「インテリジェンス・ダイナミクス」と呼ばれる新しい研究領域^{8),9)}を提案している。また、人間の胎児から乳幼児までの発達過程

を模した自律学習ロボットの構成方法に関する研究¹⁰⁾も進められ、身体性認知科学とロボット学習を関係付けた実証型研究として注目されている¹¹⁾。

また、石黒らはロボットビジョンがロボットの知能化と強い結びつきを保って研究されてきたことを述べ¹²⁾、今後のロボットの知能化¹³⁾には、さらなるロボットビジョンの発展が不可欠であることを指摘している。さらに浅田は、身体的行動から対人コミュニケーションまでを発達のつなぐ認知モデルによる構成論的理解について、プロジェクトを進めた¹⁴⁾。

著者らはロボットによる魚の捕獲実験を通して、魚の学習速度を計測する試みを行ってきた。実験方法は、Fig. 1 に示すカメラと網を取り付けたロボットアームで魚の捕獲/解放を繰り返すものである。認識にはハンドアイによるビジュアルサーボを用いた¹⁵⁾。過去の実験ではビジュアルサーボにより魚の捕獲に成功したが、捕獲/解放を繰り返すと魚がプールの隅に逃げ込み、プールの中央へ出てこなくなるなどの回避行動をとるようになり、単位時間あたりの捕獲数が減少することを確認した¹⁶⁾。これは魚がロボットの動きを学習し、自ら回避戦略を考え出した結果であった¹⁷⁾。この学習速度の程度は動作性知能に分類され、魚の生得的知能である。この魚の回避戦略を打ち破るための対策として、ハンドにカオスおよび乱数軌道を組んだ捕獲を試みて報告してきた¹⁸⁾。カオスはニューラルネットワーク(以下 NN)カオス生成システム^{19),20)}により生成されたものを使用した。

ここで上記のロボットと魚の連続捕獲/解放実験の一連の

* 岡山大学大学院自然科学研究科 岡山市北区津島中 3-1-1

* Graduate School of Natural Science and Technology, Okayama University, 3-1-1 Tsushimanaka, Kita-ku, Okayama

(Received February 2, 2015)

(Revised April 30, 2015)

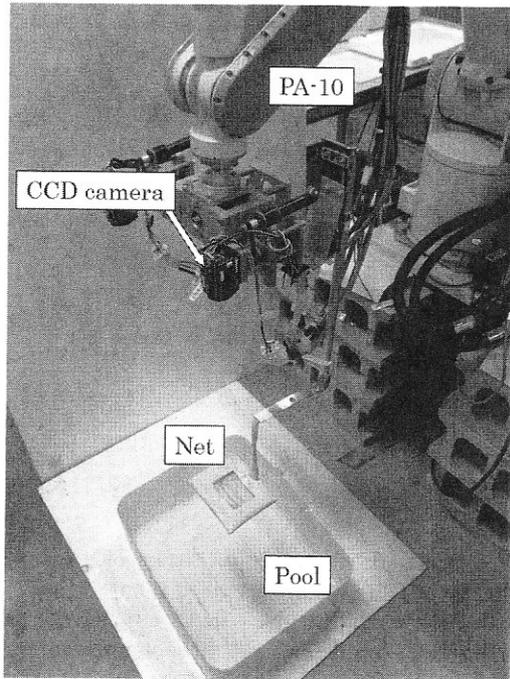


Fig. 1 Experimental system

研究報告^{16)~19)}は統一された実験条件で評価したものではなく、互いに比較することが困難な状況に陥っていた。このため本報では下記の項目について改めて条件を統一して実験を行った。

1. ビジュアルサーボによる魚の連続捕獲/解放実験
2. 乱数を組込んだ連続捕獲/解放実験
3. カオスを組込んだ連続捕獲/解放実験
4. 捕獲動作の違いによる魚捕獲数推移の比較

その結果本報では、カオスおよび乱数は魚の学習速度を低減させる効果があることを明らかにした。

ロボットと魚の敵対的關係において魚の学習速度の低減は、相対的にロボットによる魚の学習の妨害の程度を意味していると考えている。学習速度は動作性知能の一部として認められているから、この学習速度の低減は魚の動作性知能の低減を意味している可能性がある。魚の捕獲と解放を繰り返すという動作は、魚とロボットの間に敵対的關係を構築するためのアプローチであり、これは生物と機械の知的相互作用を通してロボットの知能化に繋がる可能性をもつと考えている。

2. 捕獲システム

2.1 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 Fig. 2(a) に示す。このモデルと魚が写っている生画像 Fig. 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 Fig. 3(b) に示す。ここで、Fig. 2(a) の X-Y 軸は、魚認識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、Fig. 3(a) の X-Y 軸と同じである。Fig. 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

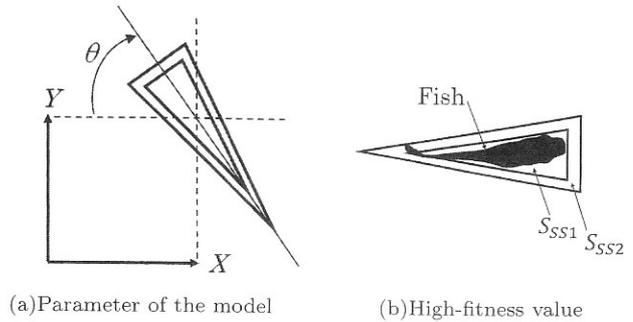


Fig. 2 Surface-strips model to detect a fish

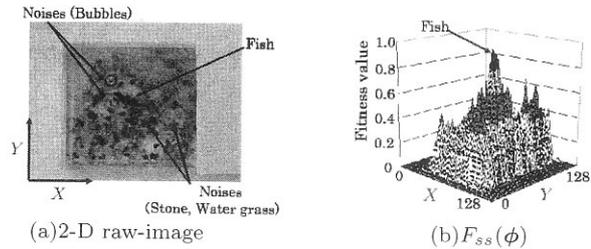


Fig. 3 Raw-image of swimming fish

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 Fig. 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 Fig. 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。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⁾。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 Fig. 3(b) では縦軸に“Fitness value”と表示している。

下記に Fig. 3(a) に示す魚が写っている未処理の画像と Fig. 2(a) に示すモデルとの相関¹⁵⁾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 $\tilde{r}_{i,j}$ の輝度値を表わす。(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、Fig. 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。Fig. 3(b) より魚が 1 匹の場合にはほぼ単峰性となるが、細かいノイズ的ピークもあり多峰性分布となっている。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、本報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

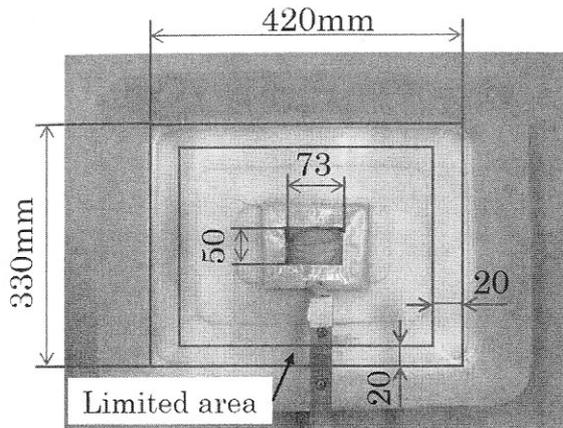


Fig. 4 Experimental pool and net

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。

2.2 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。この情報をもとに、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対角行列である。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になっている。この指示速度として \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なうビジュアルサーボ系が構成される。

3. 捕獲実験の条件と手順

3.1 実験条件

はじめに実験項目を以下に示す。

1. ビジュアルサーボによる実験を 20 回
2. ビジュアルサーボに乱数を組込んだ実験を 10 回
3. ビジュアルサーボにカオスを組込んだ実験を 10 回
4. 上記 1. の実験を経験した魚に対してビジュアルサーボに乱数を組込んだ実験を 10 回
5. 上記 1. の実験を経験した魚に対してビジュアルサーボにカオスを組込んだ実験を 10 回

つぎに各実験共通の条件を以下に示す。実験用のプールと網は Fig. 4 を参照する。

1. 実験時間：30 分
2. 試験魚：ブラックモーリー（成魚、体長約 40 mm、雌雄

区別なし）、1 回の実験に 5 匹使用

3. プール：330 × 420 mm（水深 60 mm）
4. 初期位置：網はプールの中心に設定
5. 網上げ：網の中央部 50 × 73 mm 内で魚を認識した場合に実行
6. 制限区域：プール側面から 20 mm 以内は網の侵入不可区域として設定
7. 周囲の環境：騒音や光の点滅のない通常の室内

著者らは過去に 5~9 匹の魚による集団的学習を確認しており^{16)~19)}、また 1~2 匹では個々の体力・能力に依存したデータとなってしまう可能性があると考えたため、本報では 1 回の実験で 5 匹の魚を使用することにした。また実験を画一的なものにするための配慮として、均一な環境下で育成されたと考えられる養殖の熱帯魚を使用する。

3.2 実験手順

つぎに実験手順を以下に示す。

1. 飼育用水槽から被捕獲経験のない 5 匹の魚を実験用プールに移す。この際、両方の水温を一致させておく
2. 実験用プールでの馴致時間を設けずに実験を開始する
3. 実験を観察し、捕獲数、網上げ回数、魚の回避行動を記録する
4. 30 分経過時にロボットを停止させ、実験を終了する
5. 網を初期位置に戻し、続けて被捕獲経験のある魚に対する実験を行なう場合は同じ個体群を用いて実験を続ける
6. 実験終了後、使用した魚を区別するため別の飼育用水槽に移す
7. 同一条件下で 1~6 を繰り返す

最後にロボットの制御フローを示す。ロボットは魚の認識状態によって行動を切替える。

1. 初期位置からプールを時計回りに魚を探索
2. 魚を認識すると追従制御を実行。乱数またはカオスを組込んだ実験では、制限区域で停滞する魚を認識すると乱数軌道またはカオス軌道へ切替
3. 網中央部で魚を認識すると網上げを実行。その後、網下げ実行し魚を解放
4. 探索および捕獲/解放の繰り返し

4. 捕獲実験の結果と考察

4.1 ビジュアルサーボによる捕獲と魚の学習速度

ロボットと魚の敵対的関係を用いた相互作用において、われわれは魚の学習速度を定義し、また魚の回避行動について調査してきた。ここでは 2 章で示したビジュアルサーボシステムによる魚の連続捕獲/解放実験の結果と、そこから得られる魚の学習速度について説明する。

Fig. 1 に示した実験システムも用いて、5 匹の魚をプールに入れビジュアルサーボにより魚を追尾し、網を上げて捕獲

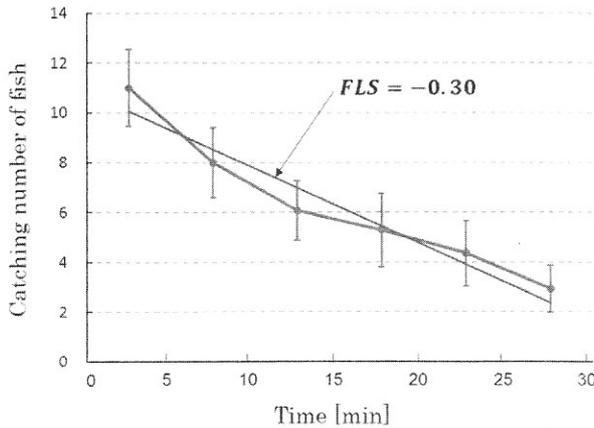


Fig. 5 Catching/releasing operation result by using visual servoing against fish without captured experiences

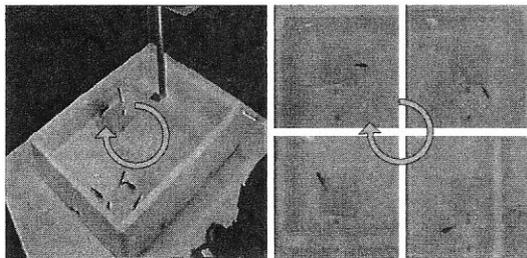


Fig. 6 Circular swimming strategy

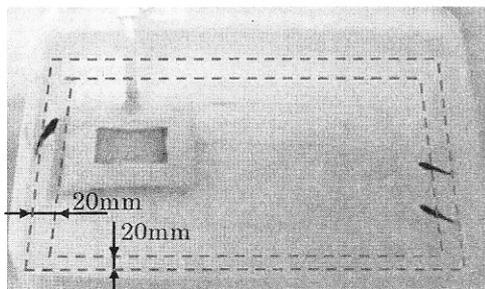


Fig. 7 Keep staying strategy at corner

成功後に魚を元のプールに戻す動作を30分間繰り返す連続捕獲/解放実験を20回行った。その結果である Fig. 5 は5分ごとの魚の平均捕獲数の推移とその標準誤差を示している。Fig. 5の直線はビジュアルサーボで捕獲/解放を繰り返したときの捕獲数を最小二乗で近似した直線である。この直線が負の傾きをもつ原因は魚が単調な網の動きを学習し、回避行動を見つけ出したためである。

実験を観察すると、魚の回避行動は大きく二つに分類できることがわかった。一つは網から一定の距離を保ちつつ、プール中央を円を描くように泳ぐ回避行動である (Fig. 6)。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魚が利用していると考えられる。実験序盤では主にこの回避行動が見られる。

もう一つは網が侵入できない制限区域 (プールの側面から20mm以内) で停滞する回避行動である (Fig. 7)。制限区域

は網とプールの衝突を避けるために設定した条件であるが、魚はこの捕獲不可能領域を実験中に見つけ出し、自らの回避行動に利用したのである。また集団のうち1匹がこの回避戦略をとると、ロボットが一方の隅で停止するため、網と反対側に大きな安全地帯が出現する (Fig. 7)。この回避行動は体力を消耗せず安全であることから、次第にすべての魚が制限区域で停滞戦略をとるようになり、捕獲数が減少していく原因となっている。

捕獲数減少傾向の傾きは、魚が全体として回避行動をとるようになる魚の学習過程の速度と考えることができることを著者らはすでに示した¹⁷⁾。学習過程の速度は動作性知能の一部であるから、Fig. 5に示す傾き -0.30 はロボットの捕獲能力に対する魚の学習速度を表わす。本報告ではこの魚の学習速度を“Fish Learning Speed (FLS)”と定義し、 $FLS = -0.30$ を基準としてカオスおよび乱数によって負の傾きを低減させること、すなわち魚の学習速度を低減させることを試みた。

Fig. 8にビジュアルサーボによる捕獲の様子を0.5秒ごとの連続写真で示す。(a)~(g)の期間は魚を探索しており、(h)~(j)で魚を認識し追従を開始、(k)で網を上げ捕獲に成功した。その後すぐに網を下ろして魚は解放され、ロボットはつぎの捕獲のための探索を始めた。

4.2 乱数による捕獲

前節で述べたように、魚は網から一定の距離を保って泳ぐ回避行動や、制限区域で停滞する回避行動を実験中に考え出した。PD制御のゲインを上げて魚と網との距離の定常偏差を少なくすることはできるが、ロボットは形状に依存して慣性行列やコリオリ力、遠心力などが変化する時変係数の非線形微分方程式に支配されており、定数のPD制御のゲインを大きくしすぎると、ロボットの形状に依存してある形状のときに不安定になるなどの悪影響が出かねない。そのためゲインを上げることなく定常偏差を少なくし、また制限区域で停滞する魚をおびき出して捕獲する方法を考える必要があった。

ビジュアルサーボが魚を単調に追尾するのに対して、著者らは網の軌道に乱数を組込むことで予測不可能性をもたせることを提案した。真の意味での乱数とは予測不可能性もっている。しかしコンピュータの乱数発生ルーチン (random関数) により生成される乱数は疑似乱数と呼ばれ、非常に大きな周期をもつ周期関数であり予測不可能性もっていない。以降はC++のrandom関数によって発生する疑似乱数のことを単に乱数と呼ぶことにする。本報では乱数の初期値をコンピュータのシステム時刻としているため、実験を行なうごとに異なる乱数を発生している。

乱数を(2)式に加えるため、 Δr^i を次式のように再定義する。

$$\Delta r^i = k_1 \cdot \Delta r_{fish}^i + k_2 \cdot \Delta r_{random}^i$$

Δr_{fish}^i は魚の位置の追跡誤差、 Δr_{random}^i は乱数軌道を表わす。ここで $\Delta r_{random}^i = [x(t), y(t)]$ であり、網の運動パターンは、 $k = [k_1 \ k_2]$ の値で決められる。 $k = [1 \ 0]$ の場合は通

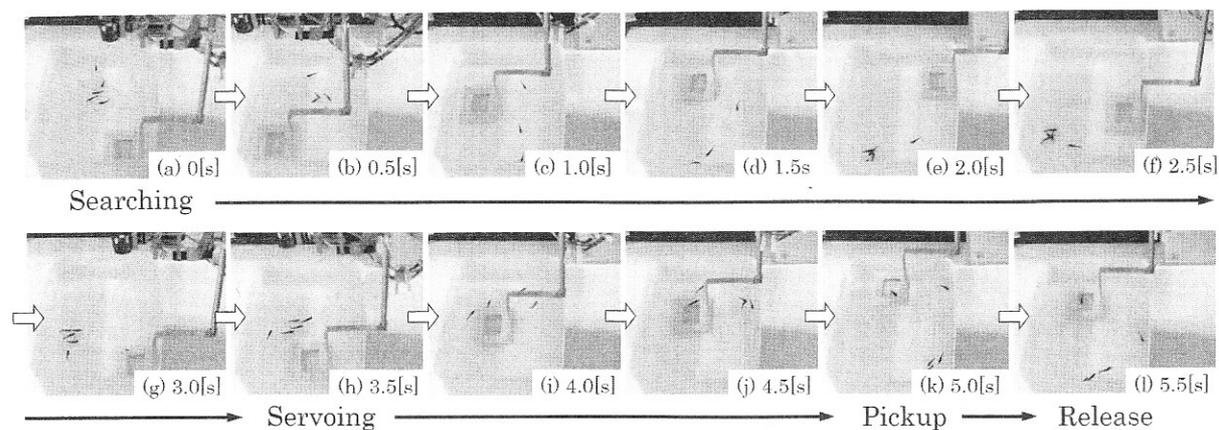


Fig. 8 Catching/releasing motion by visual servoing

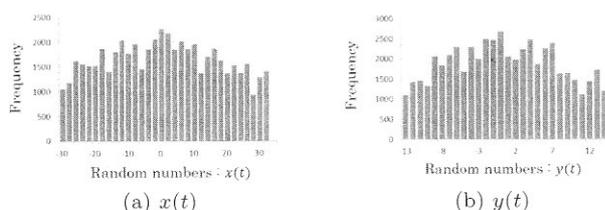
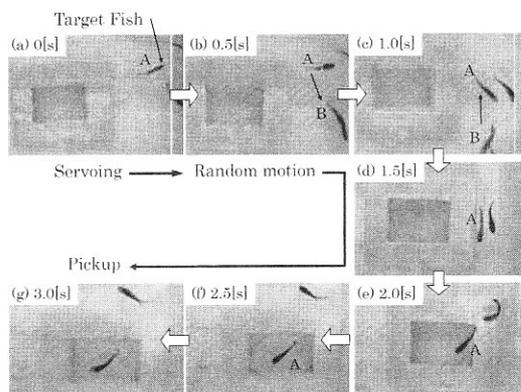
Fig. 9 Distribution of Δr^i_{random} 

Fig. 10 Catching motion by randomness

常のビジュアルサーボによって網は魚を追従する。Fig. 7の破線で示した箇所のようにプールの側面から 20 mm 以内は網が進入できない制限区域であり、この中で停滞している魚を認識した場合は $k = [0 \ 1]$ となり、網の運動パターンは乱数軌道に切り替わる。以降、ビジュアルサーボに乱数軌道を組込んだ捕獲法を単に乱数による捕獲と呼ぶことにする。また Fig. 9 は、30 分間の実験の中で生成された乱数から得た Δr^i_{random} の分布の一例を示しており、横軸は乱数 $x(t), y(t)$ の範囲、縦軸は頻度を表わしている。

Fig. 10 に乱数による捕獲のようすを 0.5 秒ごとの連続写真で示す。(a) で魚を認識し追従を開始。後に区別するため初めに認識した魚を A とする。(b) で魚 A はプールの隅へ逃げ込み停滞したため、ロボットは網の運動パターンを追従制御から乱数軌道へと切り替えた。その後ハンドがランダム

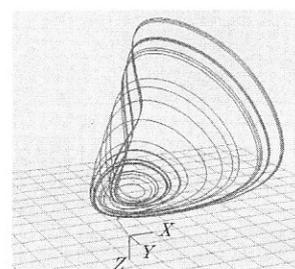


Fig. 11 Chaos trajectory

に動くのに伴って認識がほかの魚へ移る「目移り現象」が起き、(b)~(c)のように魚 A と魚 B を交互に認識するようになった。その結果、魚 B は認識範囲内から外れ、最初に発見された魚 A は (d)~(e) のように網のほうへと近づき、(f)~(g) で魚の捕獲に成功した。

4.3 カオスによる捕獲

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。

$$\Delta r^i = k_1 \cdot \Delta r^i_{fish} + k_2 \cdot \Delta r^i_{chaos}$$

Δr^i_{fish} は魚の位置の追跡誤差、 Δr^i_{chaos} 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なう。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。

実験で用いたカオスを Fig. 11 に示す。このカオス軌道は、NN 組込型微分方程式^{18)~20)}によって生成された。NN は任意な非線形関数を任意な精度で表現できる^{21)~23)}といわれており、その関数表現を微分方程式に組込むことで、非線形微分方程式を多様な形に変化させることができる。この方法は、さまざまな非線形関数を表現できるため、多くのカオス軌道を生

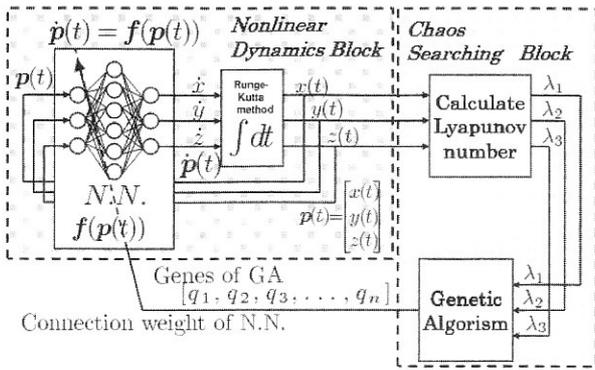


Fig. 12 Block diagram of chaos generation

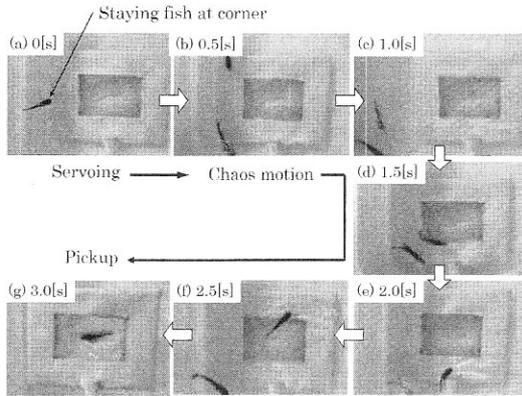


Fig. 13 Catching motion by chaos

成できる可能性をもつ。カオス生成のブロック線図を Fig. 12 に示す。図の左側は下記の微分方程式を表現している。

$$\dot{p}(t) = f(p(t))$$

ただし、 $p(t) = [x(t), y(t), z(t)]^T$ は Fig. 12 に示すように $3 \times 6 \times 3$ の NN の出力を数値積分して得る。NN の入出力関数はシグモイド関数 $f(x) = 1/(1 + e^{-x+\theta})$ を用いている。Fig. 12 の右側は、NN から出力された解軌道 $p(t)$ を、その解軌道がカオス軌道に近いものかどうかという視点で評価する。すなわち解軌道をリアプノフスペクトラムによって判定し、さらに GA の遺伝子として定義されている NN の結合係数²⁰⁾を進化させて、カオスを発生させる NN の結合係数を探索する。Fig. 11 のカオスは以上の手順で発見されたものである。

Fig. 13 にカオスによる捕獲のようすを 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。

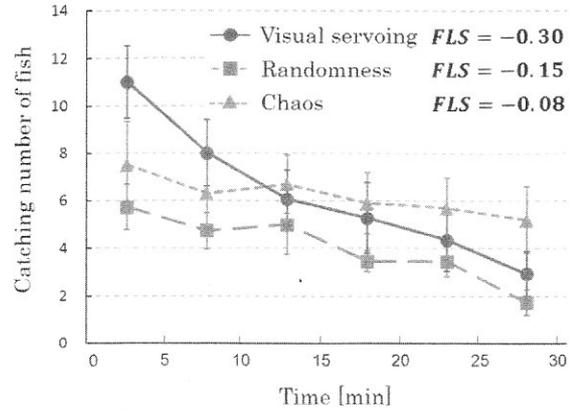


Fig. 14 Catching number of fish

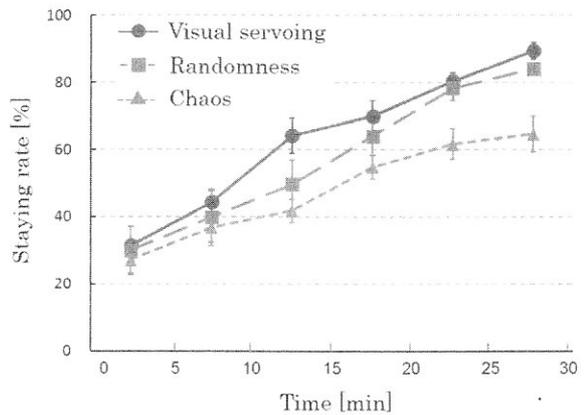


Fig. 15 Staying rate at limited area

4.4 実験結果

4.4.1 被捕獲経験のない魚に対する実験結果

ここでは被捕獲経験のない魚に対する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 (FLS) や回避行動などを比較することで考察を行なう。以降に示す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。

捕獲数および学習速度のデータは Fig. 14 にまとめられている。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。しかし実験序盤の 10 分間はビジュアルサーボによる捕獲数が最も高いことがわかる。この結果は、実験の初期段階では単純な PD 制御によるビジュアルサーボのみの運動が魚の捕獲に効果的であることを示している。

これらの結果の要因は Fig. 15 に示す魚の回避行動の変化から推測できる。Fig. 15 は制限区域で停滞する魚をロボットが認識している状態 (Fig. 7) の時間合計の時間区間 5 分に対する割合の時間的変化である。制限区域に網を侵入させることはできないので、このグラフは魚の捕獲が不可能な状態の程度を表わしている。すべての実験の場合でグラフが右肩上

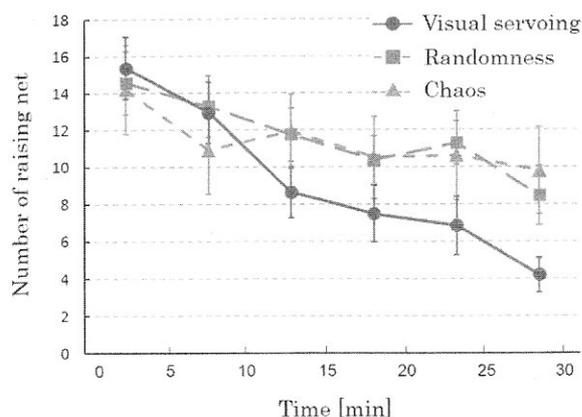


Fig. 16 Number of raising net to catch fish

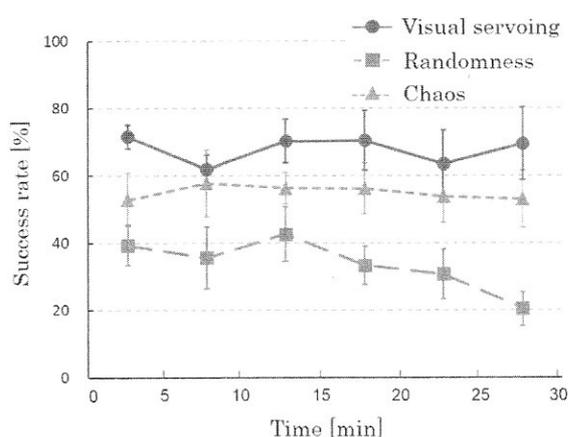


Fig. 17 Success rate of catching

がりになっており、これは魚の回避行動がプール中央を泳ぐものから制限区域で停滞するものへと実験中に変化していることを表わしている。ビジュアルサーボと乱数による捕獲の場合、実験時間 20~30 分の時点で約 80% 以上の割合で魚に停滞戦略をとられてしまい、これが魚の捕獲数減少傾向の原因となっている。しかしカオスによる捕獲の場合、同じ時間帯で 60% 程度に抑えている。この 20% の差はカオスのほうがビジュアルサーボと乱数に比べて 5 分間の間に 1 分間の追跡・捕獲のチャンスが相対的に生じることを意味している。その結果としてカオスによる捕獲はビジュアルサーボと乱数に比べて捕獲数減少傾向を抑えることになったと考えられる。

Fig. 16 に網上げ回数を示す。網上げは網の中央部で魚を認識した場合に必ず実行されるので、網上げ回数は捕獲時の魚の急な逃避行動や網の形状に依存する要因を含まない指標であると考えられる。ビジュアルサーボの場合、魚に制限区域で停滞戦略をとられると対抗できないため、Fig. 16 の 10 分以降に示すように網上げ回数が大きく減少してしまう。しかし停滞戦略に対抗する手段であるカオスと乱数の場合は、ビジュアルサーボほどの網上げ回数の減少傾向は見られなかった。

Fig. 17 に魚の捕獲率の推移を示す。捕獲率は「捕獲成功率/網上げ回数」で計算される。ビジュアルサーボの捕獲率が

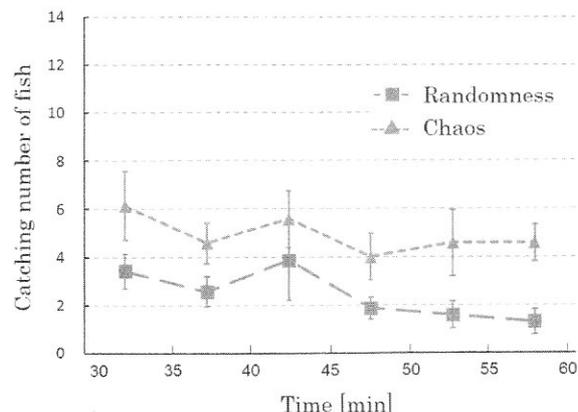


Fig. 18 Catching number against fish with captured experience

最も高い理由は、この方法が 1 匹の魚に集中した捕獲を行なうからであると考えられる。Fig. 14 に示したように、ビジュアルサーボの捕獲数は時間とともに減少する傾向が強い。しかし 1 匹の魚に集中して捕獲を試みるため、網上げの機会が少なくなったとしても捕獲能力は変わらない。それに対してカオスと乱数による捕獲は網の軌道に偶然性を含み、認識が外れたり別の魚へ移る目移り現象が起こるために捕獲率が低くなっている。

4.4.2 被捕獲経験のある魚に対する実験結果

ここではビジュアルサーボによる捕獲実験 (Fig. 5) を経験し、制限区域で停滞するという回避行動を獲得した魚に対して、乱数およびカオスが有効であるかどうかについて調べる。

Fig. 18 に捕獲数のデータを示す。制限区域で停滞するという回避行動の獲得、また 30 分間の捕獲実験による体力の消耗から、魚は停滞戦略を強化していると予想される。以降に示す折れ線グラフはすべて 10 回の実験の平均値および標準誤差のデータであり、Fig. 5 の直後に行なった実験であるため時間の表記を 30 分から 60 分とした。

ビジュアルサーボによる捕獲 (Fig. 5) の 25 分から 30 分間の捕獲数は約 3 匹だが、Fig. 18 のカオスにおける 30 分から 35 分間の捕獲数は約 6 匹である。これより被捕獲経験のある魚に対してカオスは一度減少した捕獲数を再び増加させたことがわかる。また Fig. 18 の 35 分以降の捕獲数の推移から、カオスは乱数に比べて定常的に多くの魚を捕獲している。

魚の回避行動を表わす Fig. 19 の実験時間 40 分以降に着目すると、カオスと乱数の間には常に約 20% の差があることがわかる。これはカオスのほうが乱数に比べて Fig. 7 の状態を起りにくくしていることを示している。魚は被捕獲経験により制限区域での停滞戦略を強化したにもかかわらず、カオスによる捕獲は魚が制限区域へ逃げることを妨害し、捕獲のチャンスを生み出している。このことは Fig. 20 が示すように、網上げ回数は乱数よりもカオスのほうが多いことから確認できる。また捕獲率を示す Fig. 17 と Fig. 21 を比べると、カオスの場合はどちらも約 60% を維持しているのに

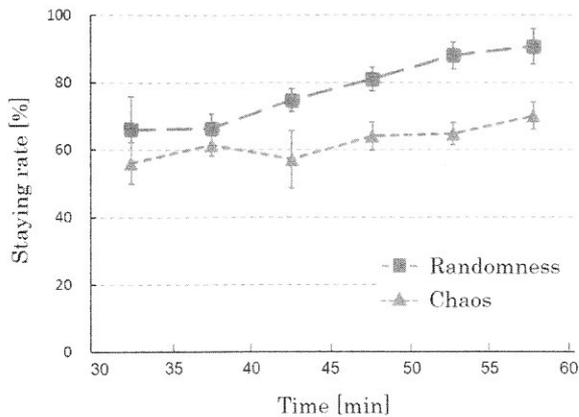


Fig. 19 Staying rate at limited area against fish with captured experience

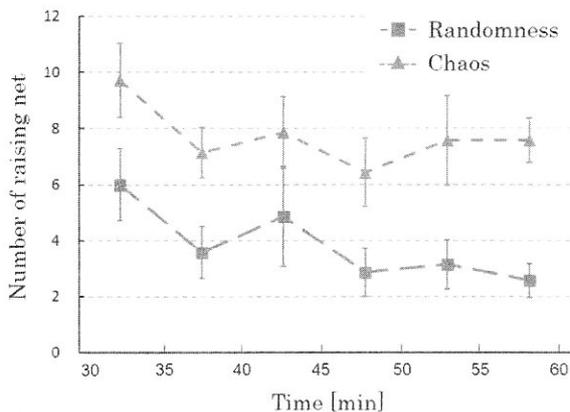


Fig. 20 Number of raising net against fish with captured experience

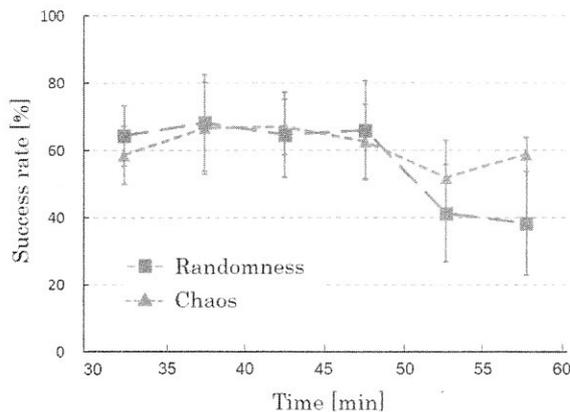


Fig. 21 Success rate of catching against fish with captured experience

対して、乱数の場合はどちらも実験の終盤に20~40%まで減少していることがわかる。したがって、乱数による捕獲率はカオスに比べて被捕獲経験の有無によらず時間とともに低くなることが確認された。

これらの結果より、カオスによる捕獲は乱数の場合に比べ魚の被捕獲経験による影響が小さく、ビジュアルサーボの捕獲実験により一度減少した捕獲数および網上げ回数を増加さ

せることが確認された。したがって、カオスは乱数に比べて魚の学習を妨害する程度が大きいことが確かめられた。

5. おわりに

本報告ではロボットの運動にカオスと乱数を組み、統一された条件下で魚の連続捕獲/解放実験を行なうことで、魚の学習速度へ影響があるかどうかについて調べた。この結果、PD制御によるビジュアルサーボに比べて、カオスと乱数は魚の学習速度を低減させる効果があることを確認した。さらに、乱数に比べてカオスは魚の停滞戦略に対抗する効果が大いことを示した。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理解される。学習速度の比較は動作性知能の比較の一部であるので、魚の連続捕獲/解放実験はロボットと魚の動作性知能を評価した結果であると考えられる。

参考文献

- 1) D. Wechsler: *The Measurement of Adult Intelligence*, 3rd Edition, The Williams & Wilkins Company (1944)
- 2) 下山晴彦: よくわかる臨床心理学, ミネルヴァ書房 (2008)
- 3) 泉田, 稲邑, 西田 (編): [特集] ロボティクスのための生命理解—行動と運動生理から—, 日本ロボット学会誌, **23-1** (2005)
- 4) 松野文俊: 生物に学ぶ機械と制御, 計測自動制御学会誌 (計測と制御), **42-9**, 699/704 (2003)
- 5) M. Bohlen: A robot in a cage-exploring interactions between animals and robots, *Proceedings 1999 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, 214/219 (1999)
- 6) 浅田, 石黒, 國吉: 認知発達ロボティクス, 第19回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 1H23, 249/250 (2001)
- 7) けいはんな社会的知能発生学研究会 (編): 知能の謎—認知発達ロボティクスの挑戦, 講談社 (2004)
- 8) 下村, 佐部, 藤田: ロボットの知能への発達型アプローチ「インテリジェンス・ダイナミクス」, 日本ロボット学会誌, **28-4**, 401/406 (2010)
- 9) M. Fujita: Intelligence Dynamics: A concept and preliminary experiments for open-ended learning agents, *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, **19-3**, 248/271 (2009)
- 10) 國吉, 森: 対人的共創知能研究—胎動から社会性認知基盤に至る発達モデルの構築—, 日本ロボット学会誌, **30-1**, 14/19 (2012)
- 11) 國吉, 寒川, 塚原, 鈴木, 森: 人間の身体性に基づく知能の発生原理解明への構成論的アプローチ, 日本ロボット学会誌, **28-4**, 415/434 (2010)
- 12) 山岡, 神田, 石黒, 萩田: 強調的移動に基づく対話ロボットによる注意共有の実現, 日本ロボット学会誌, **28-3**, 338/348 (2010)
- 13) 中尾, 増沢, 北島, 沢崎, 三浦, 小田桐, 吉海: 動的視覚認識に基づく移動知能モジュール群の研究開発, 日本ロボット学会誌, **28-5**, 579/580 (2010)
- 14) 浅田稔: 共創知能システムプロジェクトの目指したもの, 日本ロボット学会誌, **30-1**, 2/7 (2012)
- 15) 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)

- 16) H. Suzuki and M. Minami: Visual Servoing to catch fish Using Global/local GA Search, *IEEE/ASME Transaction on Mechatronics*, **10-3**, 352/357 (2005)
- 17) 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)
- 18) M. Minami, A. Yanou and J. Hirao: Intelligence Comparison between Fish and Robot Using Chaos and Random, *Journal of Communication and Computer*, **9-9**, 1025/1037 (2012)
- 19) T. Tomono, Y. Itou, M. Minami and A. Yanou: Analyses of Chaos Generated by Neural-Network-Differential-Equation for Intelligence Fish-Catching, *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, 1023/1029 (2012)
- 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) K. Funahashi: On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks, *Neural Networks*, **2-3**, 183/191 (1989)
- 22) G. Cybenko: Approximation by superpositions of a sigmoidal function, *Math. Control, Signals, and Systems*, **2-4**, 303/314 (1989)
- 23) K. Hornik, M. Stinchcombe and H. White: Multilayer feed-forward networks are universal approximators, *Neural Networks*, **2-5**, 359/366 (1989)

[著者紹介]

森 慶 太



2013年岡山大学工学部システム工学科卒業。同年、岡山大学大学院自然科学研究科機械システム工学専攻入学、現在に至る。

見 浪 護 (正会員)



1979年大阪府立大学工学部航空工学科卒業, 81年大阪府立大学工学研究科航空工学専攻修士課程修了。93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)。94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グなどの研究に従事。日本機械学会, IEEEなどの会員。

矢 納 陽 (正会員)



1996年岡山大学工学部情報工学科卒業。98年岡山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。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, 日本機械学会などの会員。
