

ロボットと魚の敵対的関係における相対的知能評価 —カオスと乱数を用いた試み—

○森慶太(岡山大学) 見浪護(岡山大学) 矢納陽(岡山大学)

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”と考え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[1]。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。

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、図 1 に示すカメラ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。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、捕獲率が減少することを確認した。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。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、カオスおよび乱数を試みて報告してきた。カオスはニューラルネットワークカオス生成システム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／解放実験の一連の研究報告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連続捕獲／解放実験
- (2) 乱数を組み込んだ連続捕獲／解放実験
- (3) カオスを組み込んだ連続捕獲／解放実験
- (4) 捕獲動作の違いによる魚捕獲数推移の比較

2. 魚の学習速度と捕獲／回避行動パターン

図 2 (a) は 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、魚が網の範囲内に入った時に網上げ動作を行い捕獲成功後に魚を元のプールに戻す動作を繰り返す連続捕獲／解放実験を行ったときの、5 分ごとの魚の捕獲数と捕獲試行数の推移を示している。図中の破線はビジュアルサーボで捕獲／解放を繰り返した時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持つ原因は魚が網の動きを学習し、網から一定の距離を保ち続けることや、プールの隅で動かなくなるなどの回避戦略

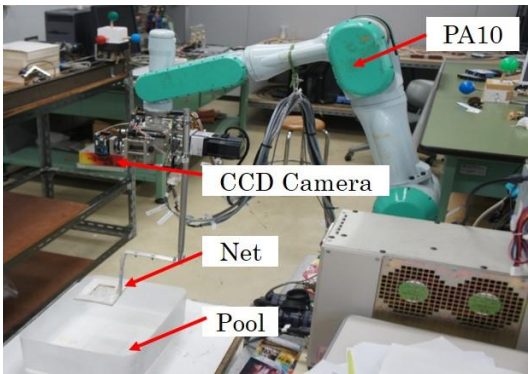
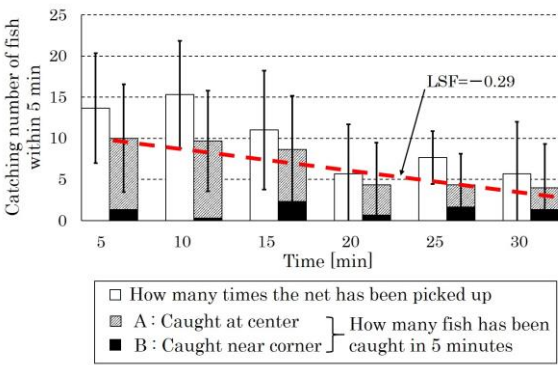
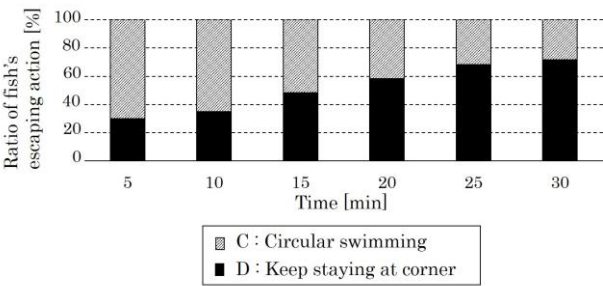


図 1 実機実験の環境



(a) 捕獲数の推移と魚の学習速度



(b) 回避行動の割合の時間的变化

図 2 ビジュアルサーボによる捕獲実験の結果

を見つけ出したためである。この減少傾向の傾きは、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[2]。学習過程の速度は動作性知能の一部であるから、上記の近似直線の傾き -0.29 はロボットの捕獲能力に対する魚の学習速度を表す。以下、魚の学習速度を“Learning Speed of

Fish” (LSF) と表記する。ロボットの捕獲能力と魚の回避戦略を分析するために、(A) 魚をプールの中央付近で捕獲した場合と、(B) 隅から出てきたところを捕獲した場合の二つに分類して捕獲数をカウントした。

また図 2 (b) には魚の回避行動の割合の時間的変化を示す。(C) は定速円運動で泳ぐことで網と魚との距離に定常偏差を作り出すことで捕獲を回避する戦略であり、

(D) はプールコーナーに停止し続けることにより捕獲されない状況を維持する回避戦略である。まとめると、魚の捕獲行動パターンは

- (A) プール中央付近を泳ぐ魚を追従し捕獲する
- (B) プールの隅から出て来た魚を捕獲する

の二つであり、回避行動パターンは

- (C) 魚が網から一定の距離を保って逃げる
- (D) 魚がプールの隅で停止する

の二つである。これらの分類を実験の考察に用いる。

3. 捕獲システム

3.1 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計測すると、その値は網と魚との位置誤差ベクトル $\Delta \mathbf{r}^i$ 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次のように計算する。

$$\dot{\mathbf{r}}_d^i = \mathbf{K}_p \Delta \mathbf{r}^i + \mathbf{K}_v (\Delta \mathbf{r}^i - \Delta \mathbf{r}^{i-1}) \quad (1)$$

ここで $\mathbf{K}_p$ と $\mathbf{K}_v$ はゲインで一定の正定な対角行列である。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 $\dot{\mathbf{r}}_d^i$ を出力することで、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。PD 制御によるビジュアルサーボ実験の結果、図 3 に示すように、魚がほぼ等速で円運動することで網と魚との距離に定常偏差を生み出して逃げ続ける魚の戦略を確認した[2]。

3.2 乱数

図 4 にプールの隅に停滞して網を避け続けている魚の様子を示す。ビジュアルサーボではこのような停滞状況を打破することができないので、乱数による網の動きを捕獲動作に付加した。

乱数を式 (2) に加えるため、 $\Delta \mathbf{r}^i$ を次式のように再定義する。

$$\Delta \mathbf{r}^i = \mathbf{k}_1 \Delta \mathbf{r}_{fish}^i + \mathbf{k}_2 \Delta \mathbf{r}_{random}^i \quad (2)$$



図 3 網から一定の距離を保って逃げる魚の戦略

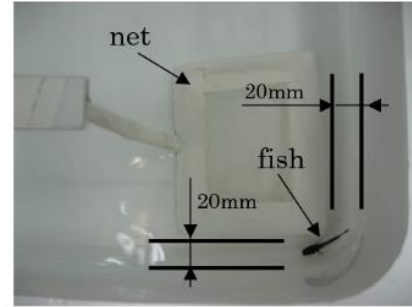


図 4 プールの隅で停滞する魚の戦略

ここでの乱数とは、コンピュータの乱数発生ルーチンにより生成される疑似乱数のことを指し、C 言語の rand 関数で与える。 $\Delta \mathbf{r}_{fish}^i$ は魚の位置の追跡誤差、 $\Delta \mathbf{r}_{random}^i$ は乱数による運動を表す。網の運動パターンは、 $\mathbf{k} = [k_1 \ k_2]$ の値で決められる。 $\mathbf{k} = [1 \ 0]$ の場合は、網は魚を追いかける。 $\mathbf{k} = [0 \ 1]$ の場合は、網は乱数による運動を行う。乱数による運動中であっても、魚が網の捕獲範囲内に入ればロボットは網上げを行う。

3.3 カオス

カオスは予測不可能性を持ち、魚の回避行動に効果的であると考えるので、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。

乱数の場合と同様の条件でカオスを用いる。カオスを式 (1) に加えるため、 $\Delta \mathbf{r}^i$ を次式のように再定義する。

$$\Delta \mathbf{r}^i = \mathbf{k}_1 \Delta \mathbf{r}_{fish}^i + \mathbf{k}_2 \Delta \mathbf{r}_{chaos}^i \quad (3)$$

$\mathbf{k} = [1 \ 0]$ の場合は、網は魚を追いかける。 $\mathbf{k} = [0 \ 1]$ の場合は、網はカオス運動を行う。実験で用いたカオス軌道は、ニューラルネットワーク組込型微分方程式によって生成されたものである[3]。

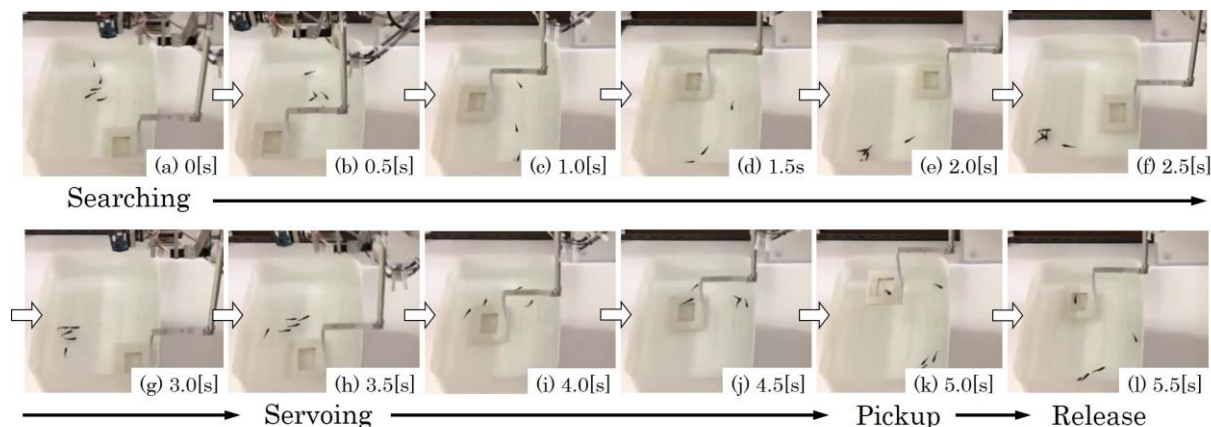


図 5 ビジュアルサーボによる捕獲の様子

4. 魚の捕獲実験

4.1 実験条件

ビジュアルサーボによる連続捕獲／解放実験と、ビジュアルサーボと乱数を組み合わせた実験およびビジュアルサーボとカオスを組み合わせた実験を行った。各実験共通の条件を以下に示す。

1. 魚の種類：ブラックモーリー（熱帯魚）
2. 魚を捕獲経験の有無によって分類
3. 一度の実験に 5 匹の魚を使用
4. 全ての実験の試行回数は 3 回
5. 使用するプールの大きさ：330×420[mm]
6. プールの底から水面までの高さ：60[mm]
7. 実験開始時の水温：30[℃]
8. 実験時間：30[min]
9. 網の中央部 50×73[mm]内に魚が入れば網上げ
10. 一度に複数匹捕獲しても 1 匹としてカウント
11. カオス，乱数は魚の停滞戦略を判定して出力
12. 光や音による魚への刺激を軽減

4.2 被捕獲経験の無い魚に対する実験

はじめに被捕獲経験無し魚に対して以下の実験を行った。全ての試行において，異なる個体の組の魚を用いている。

4.2.1 ビジュアルサーボによる捕獲

図 5 にビジュアルサーボによる捕獲の様子を 0.5[s] 毎の連続写真で示す。(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し，(k)で網を上げ捕獲に成功した。その後すぐに網を下して魚は解放され，ロボットは繰り返し魚の探索を続けた。

ビジュアルサーボによって 5 分間に捕獲された魚の数の推移および回避行動の割合は，すでに図 2 に示しており，魚の捕獲数は時間の経過とともに減少していることがわかる。この魚の捕獲数の減少の理由として，図 2 (b) にま

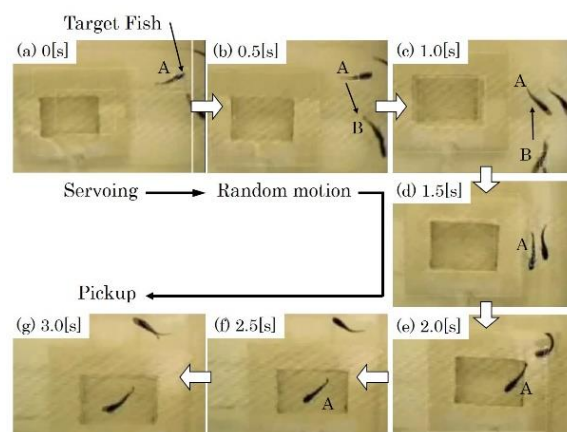


図 6 乱数による捕獲の様子

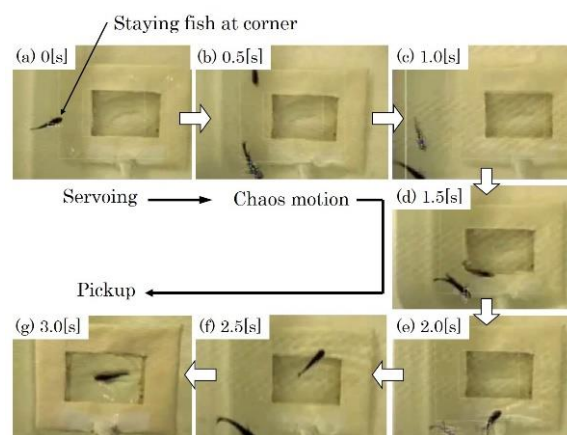


図 7 カオスによる捕獲の様子

とめた魚の回避行動の割合を見ると，魚の回避行動が時間の経過とともに (C) から (D) へ移っていることがわかる。これより，魚はプールを泳ぎ回って逃げるよりも，網が停止するプールの隅で停滞を続けるほうが体力を消耗せず安全であることを実験中に学習したと考えられる。

4.2.2 乱数による捕獲

図 6 に乱数による捕獲の様子を 0.5[s] 毎の連続写真で示

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)で魚はプールの隅へ逃げ込み、ロボットは乱数を出した。ハンドがランダムに動くのに伴って認識が他の魚へ移り、(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、最初に認識していた魚Aは(d)～(e)のように網の方へと近づき、(f)～(g)で魚の捕獲に成功した。この実験の結果は図8(a,b)にまとめられている。ビジュアルサーボの結果(図2(a), $LSF = -0.29$)と比較すると、乱数による捕獲は $LSF = -0.15$ であるので、乱数は魚の学習速度を低減させたといえる。

4.2.3 カオスによる捕獲

図7にカオスによる捕獲の様子を0.5[s]毎の連続写真で示す。実験中盤以降、(a)のように魚と網がプールの隅で停止したまま動かない状態に陥ることが多くなる。ビジュアルサーボではこの状況を変更することは困難であるが、(b)でロボットがカオスを出力することで、(c)～(e)のようにカオス軌道に乗った網は不規則に振動し、魚に刺激を与えている。その後(f)で魚が誘い出され、(g)で捕獲に成功した。この実験の結果を示す図8(c,d)から、カオスはビジュアルサーボに比べて捕獲行動(B)の割合が増えていることがわかる。また $LSF = -0.063$ より、カオスは魚の学習速度を低減させたといえる。

4.3 被捕獲経験の有る魚に対する実験

次に、前節で示したビジュアルサーボによる捕獲実験を経験した魚を用いて、続けて乱数およびカオスによる追加実験を行った。

4.3.1 乱数による捕獲

図9(a,b)に結果を示す。 $LSF = -0.15$ であり、捕獲経験の有りと無しの両方の場合で等しくなった。図9(b)より、魚は実験終盤の10分間はプールの隅で停滞し続けていることがわかる。

4.3.2 カオスによる捕獲

図9(c,d)に結果を示す。 $LSF = -0.051$ であり、カオスは乱数と同様に被捕獲経験の有無によらず魚の学習速度を低減させることがわかった。しかし図9(b)と(d)を比べると、乱数とカオスでは魚に異なる影響を与えることがわかる。乱数は隅で停滞する回避行動(D)によって捕獲数が減ったが、カオスは回避行動(D)の割合を減らし、捕獲のチャンスを増やすことで結果的に捕獲数の減少を防いでいる。

5. おわりに

本報ではカオス、乱数の学習速度への影響について調べた。この結果、カオスと乱数は魚の学習速度を低減す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

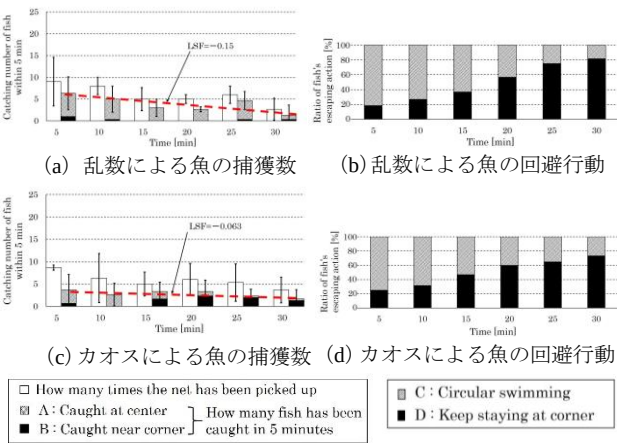


図8 被捕獲経験の無い魚に対する結果

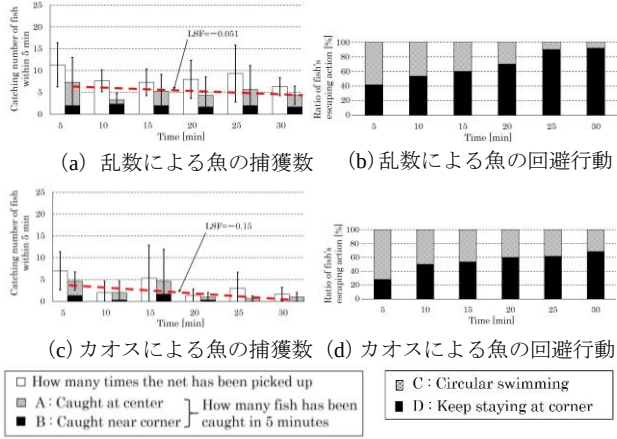


図9 被捕獲経験の有る魚に対する結果

魚のコーナー停滞戦略に対抗する効果が大きいことがわかった。魚の捕獲が成功するか／失敗するかは、魚の運動とカオスを含む網の運動の時系列の中に生まれる偶然に影響されており、カオスには偶然性の中で捕獲の可能性を高める効果があると考えられる。ロボットのカオス運動による魚の学習速度の低減(すなわち動作性機能の低減)は、仮定としてロボットの動作性機能がカオスにより増大したためであると考えている。

参考文献

[1] D.Wechsler: “The Measurement of Adult Intelligence”,The Williams & Wilkins Company, Third Edition, 1944
[2] 見浪護, 矢納陽: “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 巻, 801 号, pp.503-510, 2013
[3] 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, pp.1023-1029, 2012