

ロボットと魚の敵対的関係における相対的知能評価 -カオスを用いたロボットによる魚捕獲実験-

Relative Evaluation of Robot and Fish Intelligence in Antagonistic Relationship
-Fish Catching Operation by Robot Using Plural Chaos-

○ 長尾明哲 (岡山大) 犬飼陽裕 (岡山大)
正 見浪 護 (岡山大) 正 矢納 陽 (岡山大)
正 松野隆幸 (岡山大)

Akisato Nagao, Okayama University, pxn81vhp@s.okayama-u.ac.jp
Haruhiro Inukai, Okayama University
Mamoru Minami, Okayama University
Akira Yanou, Okayama University
Takayuki Matsuno, Okayama University

In this paper, we report relative comparison on learning speed of fish in an antagonistic relationship of prey and predator—the prey is fish and the predator is a robot seeking to catch fishes by a net attached robot's hand by means of visual servoing. It was confirmed that the fishes have found escaping strategy by itself. 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, chaos have been added to the net motion and the effectiveness of chaos are experimentally examined. In this report, using other three chaoses in the operation and comparing catching results, the effectiveness of chaos is examined.

Key Words: Intelligent robot, Intelligence of fish, Chaos

1 緒言

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 [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]。

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 [3]。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 [4]。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 [5]。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 [6] 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 [7, 8] により生成されたものを使用した。先行研究においてカオスが魚の学習速度の低減に有効であることを示した。しかしなぜカオスが魚の学習速度を低減させる効果があるのかはわかっていない。今回の報告では、複数のカオスを用いて実験を行い、その結果を比較することでカオスの有効性の検証を行う。

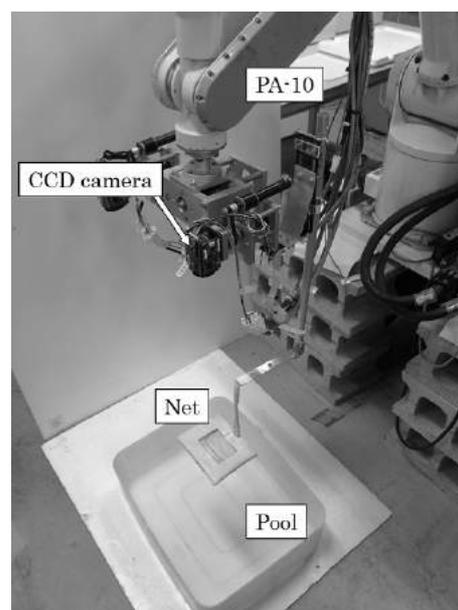


Fig.1 Experimental system

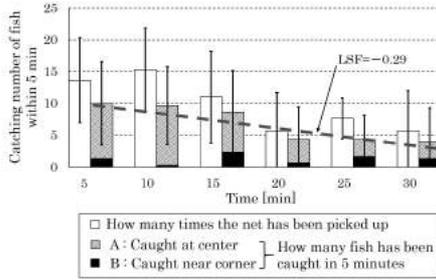


Fig.2 Catching number of fish

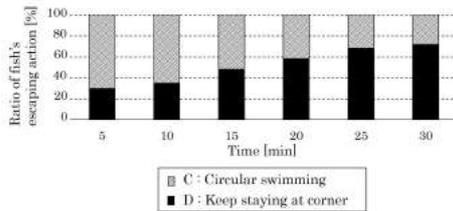


Fig.3 Ratio of fish's escaping action

2 魚の学習速度

ここでは、ビジュアルサーボによる魚の連続捕獲/解放実験のデータと、そこから得られる魚の学習速度について説明する。実験システムの詳細については次章以降に記述する。図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/解放実験を行った。その結果である図2は、5分毎の魚の捕獲成功数と捕獲試行（網上げ）回数の推移を示している。図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、プールの隅で動かなくなるなどの回避戦略を見つけたためである。次第にすべての魚がこの回避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。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[5]。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“Fish Learning Speed”(FLS)と表記する。また図3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滞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。これにより、捕獲初期段階では泳ぐことで回避しているが次第にコーナーに停滞することで泳ぐことなく回避するようになることがわかる。本研究では魚の回避行動に対抗するためにカオスを考える。カオスや乱数をを用いた試みとして、ロボットのダイナミクスにカオスや乱数を入れ込み未知の環境を走査し稠密にマッピングを行う研究[9]や、同様にロボットのダイナミクスにカオスや乱数を入れ動的な障害物を効率よく回避する研究[10]がある。これらの研究は未知で複雑な環境に対してロボットが適応するためにカオスを利用している。本研究ではロボットのダイナミクスにカオスを入れ込むことによって魚の回避行動に対して有効であるのではないかと考えた。

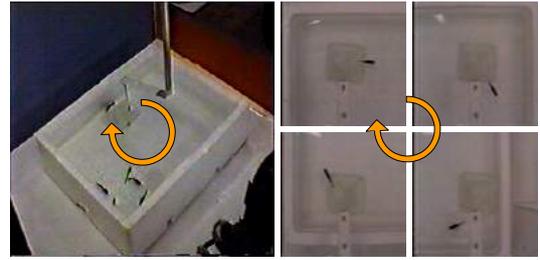


Fig.4 Circular swimming/escaping strategy

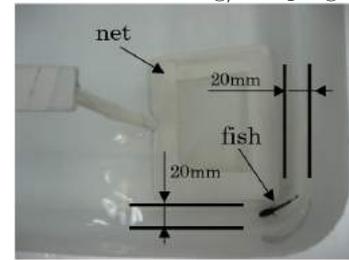


Fig.5 Keep staying strategy at corner

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 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次のように計算する。

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

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。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、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4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[5]。このPD制御のゲインを上げて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時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て魚を捕獲する方法を考える必要があった。

3.2 カオス

図5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。このような魚の回避行動に対応するため、カオスによる網の動きを捕獲動作に付加した。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られる。カオスを式(1)に加えるため、 Δr^i を次式のように再定義する。

$$\Delta r^i = k_1 \cdot \Delta r_{fish}^i + k_2 \cdot \Delta r_{chaos}^i \quad (2)$$

Δr_{fish}^i は魚の位置の追跡誤差、 Δr_{chaos}^i はカオスの振動を表す。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。使用したカオス軌道を図6に示す。これら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したものである。

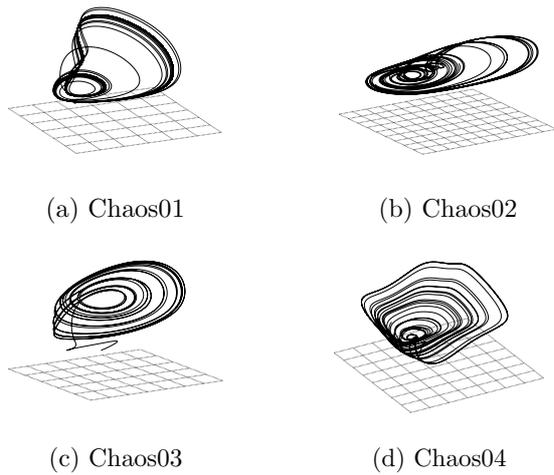


Fig.6 Generated trajectories

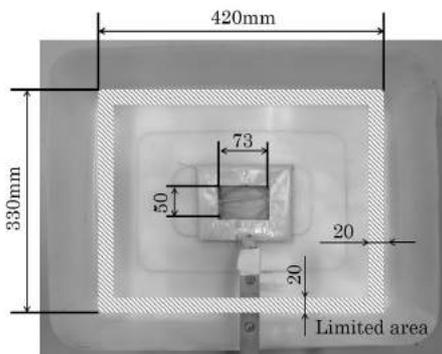


Fig.7 Experimental pool and net

4 捕獲実験

本章では実験条件, 実験手順および実験結果を示す.

4.1 実験条件

実験条件を以下に示す. 実験用プールは図7を参照する.

1. 実験項目: 被捕獲経験無し魚に対するカオス4種による捕獲(カオス03を10回, その他各5回).
2. 実験時間: 各実験30分
3. 試験魚: ブラックモーリー(成魚, 体長約40mm, 雌雄区別無し), 1回の実験に5匹使用
4. 実験用プール: 330 × 420mm(水面高さ60mm)
5. 初期位置: 網はプールの中心, 魚は未設定
6. 捕獲用網: 網上げ判定エリア50 × 73mm
7. 拘束条件: プール側面から20mm以内は網が入りできない制限区域とする(図7斜線部分)
8. 実験環境: 騒音や光の点滅のない通常の室内で行う

また1回の実験に5匹の魚を使用する理由は, 魚は他の個体を参考に集団的に学習するためである. 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[4, 5, 6, 7], また1~2匹では個々の体力・能力に依存したデータに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.

4.2 実験手順

1. 飼育用水槽から被捕獲経験の無い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. 網の初期位置はプールの中心に設定, 魚は定めていない
3. 実験用プールでの馴致時間を設けずに実験を開始する
4. 実験を観察し, 5分毎に捕獲数, 網上げ回数, 魚の回避行動を記録する

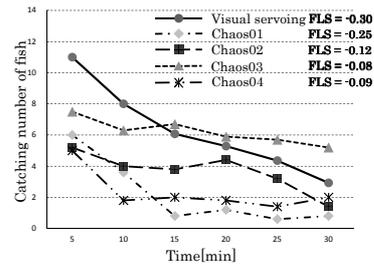


Fig.8 Catching number of fish

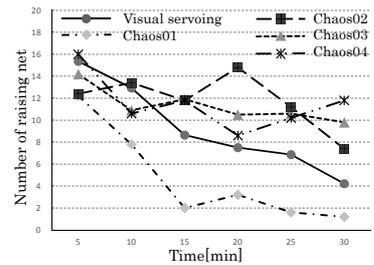


Fig.9 Number of raising net to catch fish

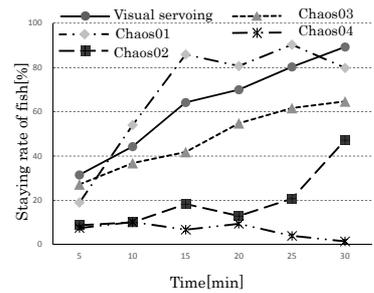


Fig.10 Staying rate at limited area

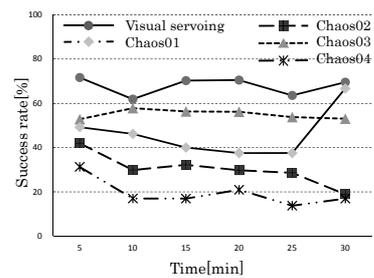


Fig.11 Success rate of catching

5. 30分経過時にロボットを停止させ、実験を終了する
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を各実験5回まで繰り返す
8. 捕獲数、網上げ回数、回避行動の割合について5回の実験の平均値を各実験のデータとする

4.3 実験結果

ビジュアルサーボによる捕獲解放実験の結果とカオスによる捕獲解放実験の結果を図8~11に示す。図8は捕獲数の時間推移を示し、図10は網上げ回数の時間変化、図9は停滞率(魚が非捕獲エリアに停滞した割合)の時間変化、図11は、捕獲率(=100×捕獲数/網上げ回数)の時間変化を示す。

4.4 カオスの有効性の考察

カオス01からカオス04までを用いて実験を行った結果カオスによって捕獲数や捕獲率や回避行動の学習速度などの実験結果に差がでることが分かった。これはカオスの中でも、魚の学習速度の低減に有効なカオスとそうでないカオスが存在することを示しており、その差が生まれた原因を検証することでさらに有効な特徴を持ったカオスを生成できる可能性がある。表1にカオスを網に出力した際の物理的な特徴を記述する。

Table 1 Chaos physical characters

カオス	平均速度 [mm/s]	y 方向の幅 [mm]	x 方向の幅 [mm]
01	300	30	50
02	328	30	35
03	225	40	50
04	307	60	120

4.4.1 FLS

実験結果からカオス03が最も魚の学習速度を表すFLSを低減させたことが分かり、最も低減させる効果が低かったのがカオス01という結果になった(図8)。カオス01は、一旦魚が隅に停滞するとロボットは魚を振動によって見失うことなく追い続け、また魚も振動の幅が小さく平均速度も遅いため十分な影響を与えられないため隅から出てくることなく停滞する回避行動をとり続け実験中盤以降極端に捕獲数が低くなるため、FLSは高くなるという結果となった。

FLSは網上げ回数や捕獲率、魚の隅での停滞行動の時間変化に強く影響すると考えられるため、それらの観点から議論する必要がある。

4.4.2 網上げ回数

網上げ回数が最も多かったカオスはカオス04であり、次に多かったカオスはカオス02であった(図9)。これらのカオスのFLSはそれぞれ-0.09と-0.12で、カオスの中で2番目と3番目に魚の学習速度を低減させる効果があることが分かる。これらのカオス振動の特徴はロボットが出力した際の振幅が大きく、平均速度も他のカオスに比べ速いことである(表1)。

4.4.3 隅での停滞率

カオス03や02, 04を出力すると停滞戦略をとっている魚は隅から出てくることがあった。ロボットはカオス振動の振幅と速度によって隅に停滞している魚を見失うことが多く、魚が停滞行動を学習する前に探索行動に移ることが多いため隅に停滞する回避行動を学習することができず魚を捕獲できる時間が増え、結果的に網上げ回数が増加したのではないかと考えられる。それを示すのが隅に停滞する回避行動の推移(図10)で、平均速度が最も速く、振幅も最も大きいカオス04では魚は実験を通して隅に停滞する回避行動を学習できていないことが分かる。これは、平均速度が速いために魚の位置をトラッキングできず、また振幅が大きいため他の魚に目移りしたためだと考えられる。また平均速度がカオスの中で2番目に速いカオス02も隅での停滞行動をとる率が低くなっていることが分かる。一方で平均速度が最も遅いカオス03は隅での停滞率は2番目に高く、平均速度が2番目に遅いカオス01の停滞率が一番高くなった。これは、カオス03の

振幅がカオス01の振幅よりも大きく、他の魚に目移りすることが多かったためだと考えられる。

これらのことから振幅と平均速度が隅に停滞する行動の学習に最も影響していることが分かる。

4.4.4 捕獲率

図11よりカオス04と02は捕獲率がビジュアルサーボのみの実験や他のカオスに比べて低く、カオス軌道のつくる速度が速いほど捕獲率が低くなるのがわかる。この原因としてロボットは魚を認識後認識点とのPD制御によって網の速度を0にしたのちに網上げを行うため、平均速度が速いと速度が0近くになるまでに時間がかかるため、網上げ時には魚が網の上にはいないという現象がおこるためである。この現象はカオス固有の特徴ではなく、ロボットのハードやソフトの問題なのでカオス固有の有効性を確認するために今後対策が必要である。

以上のことから、カオスの中で振幅が大きく平均速度が早ければ魚は隅に停滞する行動を学習しにくくなり、より魚の学習速度を低減させることができる可能性がある。最も捕獲率が高く魚の学習速度を低減させたカオス03は、振幅が2番目に大きいため停滞行動の学習速度を低減させ、一方で平均速度は最も遅いため捕獲率も高くなったと考えられる。

5 結言

過去の研究でロボットの運動にカオスを組み込み、魚の連続捕獲/解放実験を行うことで、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。なぜカオスが魚に対して有効であるのかを調べるため本研究ではさらに3つのカオスで実験を行った。その結果、カオスの振動の幅や平均速度が影響して魚の捕獲数や回避行動に差が表れることが分かった。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ることができ、魚の回避行動により有効なカオスの発見はロボットの知能化につながる可能性があると考えられる。

参考文献

- [1] D. Wechsler: THE MEASUREMENT OF ADULT INTELLIGENCE; THE WILLIAMS & WILKINS COMPANY, THIRD EDITION, 1944.
- [2] 下山 晴彦編: よくわかる臨床心理学; ミネルヴァ書房, 2008.
- [3] W. Song, Y. Mae, M. Minami: Evolutionary Pose Measurement by Stereo Model Matching; *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics(JACIII)*, Vol. 9, No. 2, pp. 150-158 2005.
- [4] Hidekazu Suzuki, Mamoru Minami: Visual Servoing to catch fish using Global/local GA Search; *IEEE/ASME Transaction on Mechatronics*, VOL. 10, No. 3, pp. 352-357 2005.
- [5] 見浪 護, 矢納 陽: ロボットと魚の敵対的關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.
- [6] Mamoru Minami, Akira Yanou and Jun Hirao: Intelligence Comparison between Fish and Robot Using Chaos and Random; *Journal of Communication and Computer*, Vol.9, No.9, pp.1025-1037 2012.
- [7] Takashi Tomono, Yuya Itou, Mamoru Minami and Akira 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.
- [8] 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.
- [9] Yoshihiko Nakamura and Akinori Sekiguchi: The chaotic Mobile Robot, *IEEE TRANSACTION ON ROBOTICS AND AUTOMATION*. VOL.17, NO.6, 2001.
- [10] 松村 幸輝: 間欠性カオス写像を用いた軌道制御による移動障害物回避シミュレーション, 電子情報通信学会論文誌, A, vol.J81-A, No.5, pp.870-880, 1998.