

魚の捕獲実験によるロボットと魚の相対知能評価

Relative Intelligence Evaluation of Robot and Fish by Continuous Capturing and Releasing Experiments

岡山大学 ○ 森 慶太, 伊藤 雄矢, 見浪 護, 矢納 陽

Keita Mori and Yuya Ito and Mamoru Minami and Akira Yano

Abstract In our laboratory, to make the intelligent robot, we did fish's catch experiment by the robot, and compare the intelligence of both : robot's catching ability and fish's escaping ability. When experimenting repeatedly on catching and releasing, the fish began to generate evasive actions, for example staying at corner of the pool in which the fish action. We tried to catch the fish by using some intelligent strategies such as prediction servoing, chaos orbits and random motions to overcome the fish's escaping strategies. The effectiveness of these attempts has been confirmed by past researches. In this paper, we use visual servoing, prediction servoing chaos orbits and random motions to capture the fish. We compare the number of captured fish, the relative intelligence quotient of the fish by comparing with robot, and evasive action. We confirmed the effective strategies, and evaluated the results we have experimented this time.

1 はじめに

近年, 工業分野において多くの産業用ロボットが活躍している. しかし, これらのロボットの大半は, 人間による外部からの操作によって動かしていたり, あらかじめ決められたプログラムによって作業を行っている. 現在, 社会に求められているロボットは, 変化する周囲の状況によって臨機応変に対応できる知能ロボットである. ロボットが自ら考え, 判断し, 行動することが可能になれば, さらに複雑な仕事を任せることが出来る. 当研究では, ロボットの知能化を実現するため, ロボットによる魚の捕獲実験を行ってきた. これにより, 両者の知能を魚の捕獲数に基づき比較することでロボットの知能向上を図ってきた. 実験方法は, カメラを取り付けたロボットアームで魚を捕獲するというものである. 認識にはハンドアイによるビジュアルサーボイング [1][2] を用いた. 過去の実験では魚の捕獲に成功したが, 繰り返し捕獲を行うと魚が回避行動をとるようになり, 捕獲率が減少することが確認された. 生物の中では比較的知能の低い魚だが, ロボットの動きを学習し, 自らの回避戦略を考え出した. 魚の回避行動の対策として, ロボットアームにプレディクションサーボイング [3], カオスおよび乱数 [4] を付与した. ニューラルネットワーク組み込み型微分方程式 [5] によって, 無数のカオス軌道生成に成功している. これらの対策により, 魚の回避行動を上回る結果を得ることができた.

本論文では, 2 章で魚の捕獲と評価指標について, 3 章でカオスについて説明する. 4 章で魚の捕獲実験評価を示し, 5 章でまとめる.

2 魚の捕獲と評価指標

2.1 魚の追跡と捕獲

魚の認識の問題と位置/姿勢の検出は, 魚の入力画像とマッチングモデルの相関関数である $F_{ss}(\phi)$ を最大にするような ϕ の探索問題に変換される. ある対象物を動画画像 33[fps] の中で認識するためには, その認識システムは実時間性を持たなければならない. すなわち, その探索モデルは連続した入力 RAW 画像内の魚に収束しなければならない. 動画画像による進化的認識のプロセスは, 次の方法で実現される. Model-based Matching 法はビデオレートで連続して入力される RAW 画像一つに対して一回だけ適合される. これを 1-Step GA とよぶ. 動画画像における目標物へのモデルの収束速度は魚の泳ぐ速度よりも早くなくてはならない. 実時間で入力された画像から魚の位置を最も高いゲインとして表示し, これを魚の位置として表す. 魚の位置認識問題は, 1-Step GA を用いて, $F_{ss}(\phi)$ を最大にする ϕ を探索することで解決した. また, Fig.1 に示したブロック線図を用いたシステムを使用し, 泳ぐ魚に対して追跡と捕獲の実験を行っている. 前述の実時間認識システムは魚の形を知っているものとしている. i 番目の制御期間のときのハンドに与える速度は次のように計算される.

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

$\Delta \mathbf{r}^i$ は, 1-Step GA により実時間で得られた魚の位置とカメラ中心との位置をベクトルで表したものである. $\mathbf{K}_P$ と $\mathbf{K}_V$ は, PD ゲインで一定の正の値で示される行列である. ここで, カオスを式 (1) に加えるため, $\Delta \mathbf{r}^i$

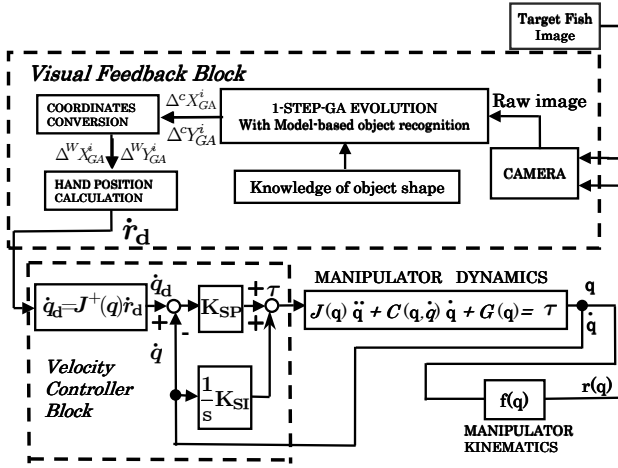


Fig. 1: Block diagram of the controller

を次式のように再定義する．

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

$\Delta \mathbf{r}_{fish}^i$ は、魚の位置の追跡誤差、 $\Delta \mathbf{r}_{chaos}^i$ は、カオスの振動を表す．そして、ハンドの運動パターンは、 $\mathbf{k} = [k_1 \ k_2]$ 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． $\mathbf{k} = [0 \ 1]$ の場合はカオス運動を行う条件を満足し、網はカオス運動を行う．

2.2 ロボットと魚の比較による相対知能指数

魚の捕獲を繰り返していると魚の捕獲率は時間に比例して減少していく、それは魚が回避行動を学習したためだと考えられる．ロボットが魚の知能を上回ったと判断するためには魚の知能を数値化する必要がある．そこで魚が網から逃げる戦略を学習する速度を魚の知能とする．それを数値化する方法として、魚の捕獲数が減少・増加していく傾向を最小二乗法に適用したものが挙げられる．x 軸に時間、y 軸に魚の捕獲数として最小二乗法を適用したものを式 (3) とすると

$$y = ax + b \quad (3)$$

と表される．Fig.2 に示されている $y = -0.486t + 20.7$ は、五分毎の魚の捕獲数から最小二乗法により算出した．ロボットの性能に基づいて魚の知能を評価するとき、減少する速度を表す係数 -0.486 は、魚の適応速度もしくは学習速度を表しているといえる．この係数 a をロボットとの比較による魚の相対知能指数とする．ロボットの知能向上は、相対知能指数を正の値にすることで実現される．

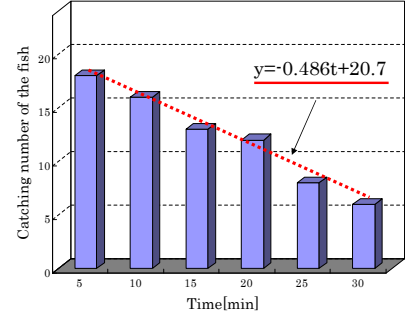


Fig. 2: Result of catching number

2.3 ロボットの知能化の試み

魚に対して有効な捕獲手段を考えたとき、魚に予測または学習をさせないことが重要である．ところで生物の行動の中にはカオスが存在している．生物の行動はカオスにも現れているが、カオス軌道を予測することはできない．そこでロボットのダイナミクスにカオスを含ませることで、ロボットの行動が予測不可能なものとなり、魚の学習を妨害することに繋がると考えられる．この提案は実験により、カオスには魚を隅から誘い出すまたは脅かすという効果が認められ、相対的知能の向上が確認されている．

3 カオス

3.1 カオスとは

高校物理などの教科書に見られる力学は、その運動の軌道が厳密に決定できる決定論的な方程式に従うため、ニュートン力学によって支配される運動はいつでも再現可能と考えられてきた．しかし、二重振り子の振動子が示すように、自然界の力学系の多くの場合カオスであり、実験的には再現不可能なものが多い．このように、決定論的な運動方程式に支配されているにもかかわらず、長時間にわたってみれば偶然性を示し、予測不可能な非周期運動となる現象をカオスと呼ぶ．

3.2 カオスの有用性

1982 年に植物細胞と軟体動物のニューロンを周期的な電流で刺激すると、細胞が不規則な興奮をし、カオスの性質を示すことが実験的に明らかにされた．また、1984 年にはイカの巨大軸索でも周期的な電流刺激に対するカオスの応答が明らかにされている．これらの研究から、カオスはバイオロジーに関連することが明らかになった．1980 年代後半になると、神経系の機能とカオ

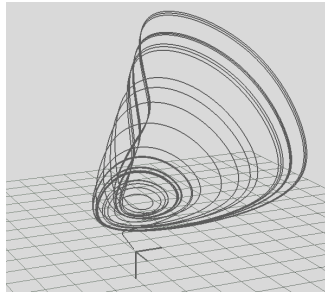


Fig. 3: Chaos orbit

スとの関係性が議論されるようになった。Mpitosos らは、ナマコの運動ニューロンのリズム的な発火パターンを調べ、運動のリズムと関係している連続放電の周波数変動がカオスであることを示した。

以上より、カオスは生物の行動の中に存在していると考えられる。これは、生体中の神経細胞が興奮するかどうかは刺激信号によって決められ、それはカオスの理論に従っているからである。このことから、動物の行動や戦略はカオスから得られると推測でき、魚の捕獲に応用できると考える。そこで本研究室では、隅に留まって動かない、又は、隅から出てこないといった魚に対し、カオスモデルを用いることにより魚を隅から誘い出し捕獲する方法が提案された。

3.3 実験で用いたカオス

実験で用いたカオスを Fig.3 に示す。このカオス軌道はニューラルネットワーク組み込み型微分方程式によって生成された。カオス性は確認されている。

4 魚の捕獲実験と評価

4.1 捕獲実験

次の4つの捕獲実験を行った。

1. ビジュアルサーボイング
2. プレディクションサーボイング
3. ビジュアルサーボイングにカオスを追加
4. ビジュアルサーボイングに乱数を追加

プレディクションサーボイングは、魚の将来位置を予測して制御する手法である。よってビジュアルサーボイングでは追いつくことができなかった魚に対して有効であると考えられる。またカオスと乱数は魚の学習を妨害するだけでなく、不規則な振動によって魚を刺激し、隅から誘い出す効果が期待される。カオスを付与した実験3は、実験1を経験済みの魚を用いた場合と、未経験の魚を用いた場合の二通りについて行った。

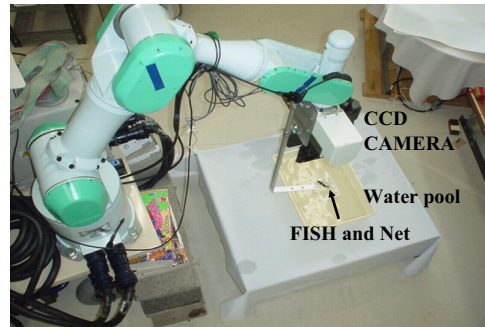


Fig. 4: Experimental system

4.2 実験機の構成

Fig.4に実験機であるアームロボット PA-10(三菱重工製)を示す。手先にはビデオカメラ(ビデオレート 30[fps])と捕獲用の網が装着されており、台上には魚の入った水槽がある。

4.3 魚の行動パターン

今回行う実験では魚の捕獲前3秒程度の捕獲行動パターンをA、Bの2つに、魚の回避行動パターンをC、Dの2つに分類し、捕獲実験の中でAおよびBの捕獲方法で何匹捕まったのか、魚の回避行動CおよびDがどのくらいの割合で変動していくかを調べた。Fig.5にパターンCの、Fig.6にパターンDの回避行動を示す。

- 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。
- C 魚が円状に適度な距離を保って逃げる。
- D 魚がプールの隅で停止する。

4.4 実験環境

捕獲実験未経験の魚のみを使用し捕獲/リリース実験を行う。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. 使用するプールの大きさ：330 × 420mm
3. プールの底から水面までの高さ：60mm
4. 水温は実験開始時点で 30 °Cに設定。水温が低いと魚が弱り、活発に泳がなくなる。
5. 実験時間：30 分
6. 一度の実験に5匹の魚を使用する。
7. ビジュアルサーボイングでは魚を1匹しか認識しないので、一度に数匹捕獲しても1匹としてカウントする。
8. 網の大きさ 50 × 73mm 内に入ったら捕獲する。

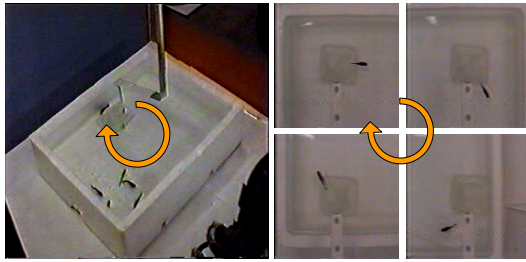


Fig. 5: Circular swimming motion

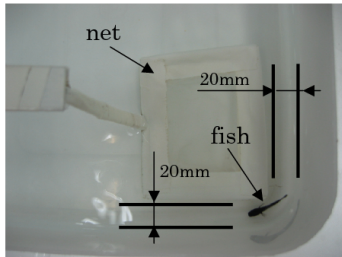


Fig. 6: Keep staying in the corner

4.5 実験結果

4.5.1 ビジュアルサーボイング

ビジュアルサーボのみでの魚の捕獲実験を行った。Fig.7 は魚の捕獲数、相対的知能指数を表したものであり、縦軸に5分間の捕獲数、横軸に時間を表している。更に、5分間の魚の捕獲数の中でAおよびBのパターンが何度あったのかを計測した。魚の回避行動C、Dのパターンが30分間にどれだけの割合で起き、変動していったかを表したものをFig.8に示す。

Fig.7 から、魚の捕獲数は時間の経過と共に大きく減少していることがわかる。Aの捕獲行動は少数ではあるが実験中盤まで安定しており、Bの捕獲行動は開始5分以内に1回のみであった。実験終盤ではAおよびBの両パターンで魚を捕獲することができなかった。捕獲数が大きく減少した理由として、魚が安全な行動を学習したことが考えられる。ロボットと魚の相対知能指数は負の値を示し、ロボットが魚の知能を上回ることができていないことがわかる。

Fig.8 から、魚の回避行動Cの割合は徐々に減少し、それに伴ってDの割合は徐々に増加しており、最後にはDの回避行動しかとっていないことがわかる。これより魚がプールを泳ぎまわって逃げるよりも、プールの隅で停止するほうが安全であると実験中に学習したと考えられる。魚がプール中央付近を泳ぐとロボットも魚を追いかけて動いたため、追いかけてこの状態が続くことになる。しかしプールの隅ではロボットが停止するので、

魚はロボットから刺激を受けることはない。魚はロボットが動かないプールの隅という安全地帯を見つけ出し、そこで自らが停止することが捕獲されない回避行動であると学習したのだろう。

4.5.2 プレディクションサーボイング

プレディクションサーボイングを使用して実験を行った。結果をFig.9, Fig.10に示す。

Fig.9 からわかるように、プレディクションサーボイングでは、ビジュアルサーボイングのみのときと比べて高い捕獲数を実現できた。通常のビジュアルサーボイングでは、魚は網から一定の距離を保って逃げるが、プレディクションサーボイングは魚と網の距離の偏差を減らすように魚を追うので、回避行動Cに対してプレディクションサーボイングは有効である。

Fig.10 からわかるように、回避行動Cをとり続けている実験中盤までは捕獲が安定していた。しかし時間の経過と共に魚の回避行動はCからDへと移り、実験の終盤ではプレディクションサーボイングが無効となった。ビジュアルサーボイングのみのときと同様で、プールの隅ではロボットが停止してしまうため、魚は隅が安全地帯であると学習したのだろう。ロボットと魚の相対知能指数は負の値を示し、ロボットが魚の知能を上回ることができていないことがわかる。

4.5.3 ビジュアルサーボイングにカオスを追加

ビジュアルサーボイングを経験済みの魚に対して、続けてカオスを加えて実験を行った。一度サーボイングを止めて、3分経過の後に実験を開始した。

ビジュアルサーボイングのみの実験の続きであるので、前項で示した通り、魚がプールの隅で停止するという回避行動を学習した状態での実験である。ロボットがカオスを出力するのは、魚がプールの隅で停止していて捕獲できないときである。よって今回の実験のように、魚がプールの隅で停止することを学習していても、カオスを出力することで隅から誘い出すことが可能である。Fig.11 から、実験序盤から終盤まで魚を捕獲できていることがわかる。捕獲行動は全ての捕獲においてBのパターンであり、カオスによってプールの隅から誘い出して捕獲することができた。ロボットと魚の相対知能指数は正の値を示し、ロボットが魚の知能を上回ったことが確認できた。

Fig.12 から、魚はプールの隅で停止する回避行動Dをとり続けていることがわかる。魚がカオスによってプールの中央付近へ逃げていく場面もあったが、前回のビ

ジュアルサーボイングのみの実験時に学習したプールの隅で停止することを最後まで主な回避戦略としていた。

ビジュアルサーボイングを未経験の魚にカオスを加えて実験を行った。結果を Fig.13, Fig.14 に示す。

実験の序盤はビジュアルサーボイングのみのときと近い結果となると予想していたが、Fig.14 からわかるように魚はプールの隅で停止する回避行動 D を主にとり続けた。Fig.13 から、魚の捕獲数が時間と共に増加していることがわかる。しかし回避行動 D に対して有効であるカオスでの捕獲数は少なく、通常のビジュアルサーボイングでの捕獲が主であった。実験終盤で捕獲行動 A の数が多いのは、魚の疲労が関係している可能性がある。魚の泳ぐ速さが落ちることで、ビジュアルサーボイングのみでの捕獲が容易となったのだらう。ロボットと魚の相対知能指数は正の値を示し、ロボットが魚の知能を上回る結果となった。

4.5.4 ビジュアルサーボイングに乱数を追加

ビジュアルサーボイングに乱数を加えて実験を行った。結果を Fig.15, Fig.16 に示す。

Fig.15 から、魚の捕獲数が徐々に減少していることがわかる。これは予測不可能であるカオスの場合と異なり、魚が擬似乱数による網の挙動を学習したためであると考えられる。Fig.16 から、魚の回避行動が時間と共に C から D へ移っていることがわかる。魚はビジュアルサーボイングによる追跡から回避するためにプールの隅で停止するようになった。実験終盤でも少数ではあるが乱数によって魚の捕獲に成功している。しかしカオスの場合と異なり、捕獲数の大きな増加は確認できなかった。プールの隅で停止する回避行動 D に対して、乱数よりカオスが有効であることがわかった。ロボットと魚の相対知能指数は負の値を示し、ロボットが魚の知能を上回ることができていないことがわかる。

5 おわりに

本研究ではビジュアルサーボイング、プレディクションサーボイング、カオスおよび乱数の各手法を用いた魚の捕獲実験を行い、それぞれの比較を行った。カオスやプレディクションサーボイングが魚の回避行動に対して有効であることを示し、各捕獲手法の特徴を再検討することができた。本研究室では、複数のカオスの生成に成功した実績がある。今後は魚に対して複数のカオスを適用した捕獲実験を行うことが望ましい。また、実験環境をより自然環境に近づけることで、魚が持つ本能や知能が行動に現れると考えられる。

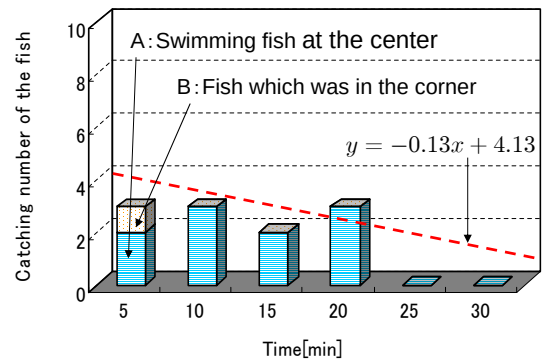


Fig. 7: Catching number of the fish using visual servoing

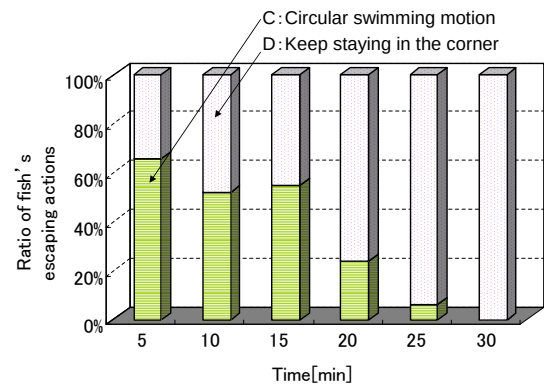


Fig. 8: Ratio of fish's escaping actions using visual servoing

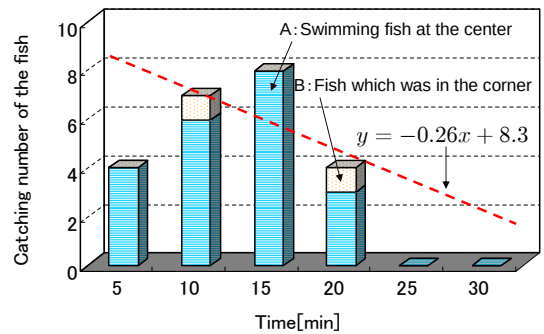


Fig. 9: Catching number of the fish using prediction servoing

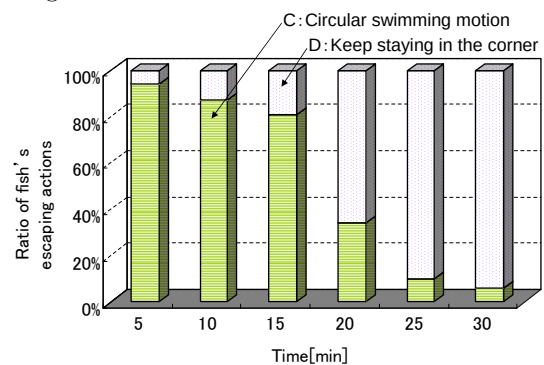


Fig. 10: Ratio of fish's escaping actions using prediction servoing

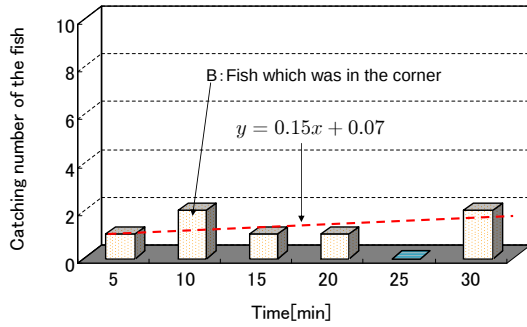


Fig. 11: Catching number of the fish using chaos orbits

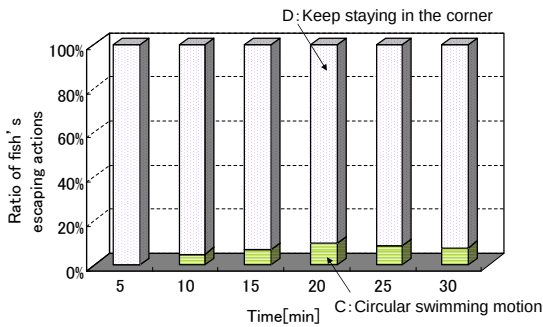


Fig. 12: Ratio of fish's escaping actions using chaos orbits

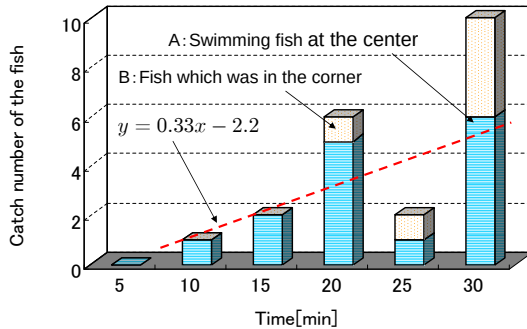


Fig. 13: Catching number of the fish using chaos orbits

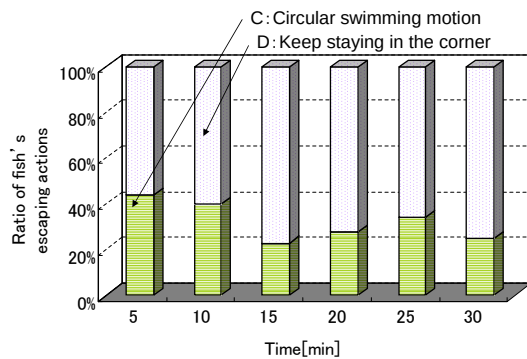


Fig. 14: Ratio of fish's escaping actions using chaos orbits

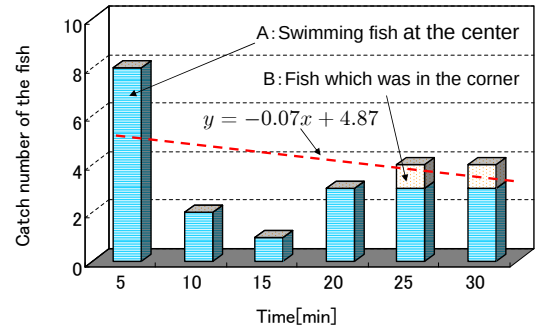


Fig. 15: Catching number of the fish using random motions

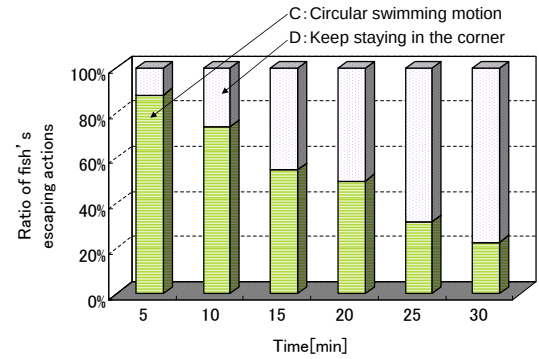


Fig. 16: Ratio of fish's escaping actions using random motions

参考文献

- [1] Hidekazu Suzuki, Mamoru Minami : Fish Catching by Visual Servoing and Observed Intelligence of the fish, IEEE/RJS International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.287-292, 2002
- [2] 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
- [3] Mamoru Minami, Toshiaki Yosida : Prediction Servoing to Catch Escaping Fish Using Neural Network, IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechanics, pp.1225-1231, 2008
- [4] 平尾 潤, 見浪 護 : カオスと乱数を用いた魚とロボットの知能比較, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門, 2008
- [5] 伊藤 雄矢, 友野 高志, 見浪 護, 矢納 陽 : 魚捕獲ロボットのためのニューラルネットワーク組み込み型微分方程式によるカオス生成とその検討, コンピューショナルインテリジェンス研究会, 2011