

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*

見浪 護^{*1}, 矢納 陽^{*1}

Measurement of Fish's Learning Speed Using Antagonistic Relation of Robot and Fish

Mamoru MINAMI^{*1} and Akira YANOU

^{*1} Graduate School of Natural Science and Technology, Okayama University,
3-1-1, Tsushimanaka, Okayama, 700-8530, Japan

This paper describes fish's intelligent strategies for survival observed in the hostile situation between robot and fish. The robot pursues catching fish by a net attached at robot's hand through visual servoing of hand-eye manipulator, whose real-time tracking method utilizes an optimization technique of a genetic algorithm (GA) in order to track swimming fish hastily and precisely. Through catching/releasing experiments conducted consecutively, it has been shown the fact that the fish possess an ability to produce avoiding behaviors by their own intelligence against a robot that constantly tracks the fish to try to catch them by net. This means that the fish have come up with ideas to escape from the exhaustless robot while saving their limited energy. In this paper we propose a method to measure fish's learning speed by comparing the behavior of fish with that of robots taking consistent hostile action of catching fish.

Key Words : Intelligent Equipment, Robot, Intelligence Quotient, Image Recognition, Visual Servoing, Gazing-GA

1. 緒 言

画像の中から、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はビジュアルサーボと呼ばれており、様々な研究が行われている^{(1)~(3)}。魚を捕獲するロボットにビジュアルサーボを用いた例として、北島らの報告がある⁽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。

ここで、知能について考える。機械知能についての最初の研究は Kim らの研究⁽⁷⁾であり、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⁽⁸⁾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。

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^{(9) (10)}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⁽¹¹⁾。最近のロボット工学の分野でも、「ロボッ

* 原稿受付 2012 年 11 月 20 日

^{*1} 正員, 岡山大学大学院自然科学研究科 (〒700-8530 岡山県岡山市津島中 3-1-1)
E-mail: minami@suri.sys.okayama-u.ac.jp



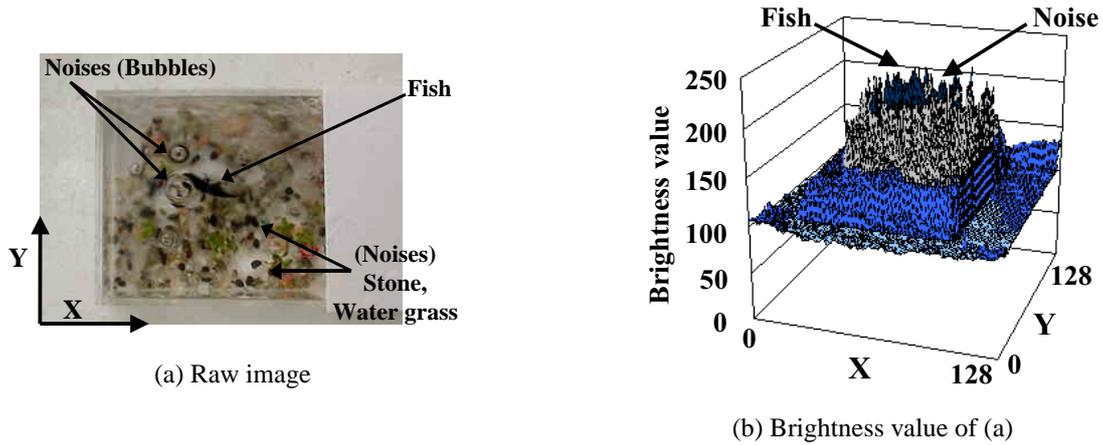


Fig. 1 Input image

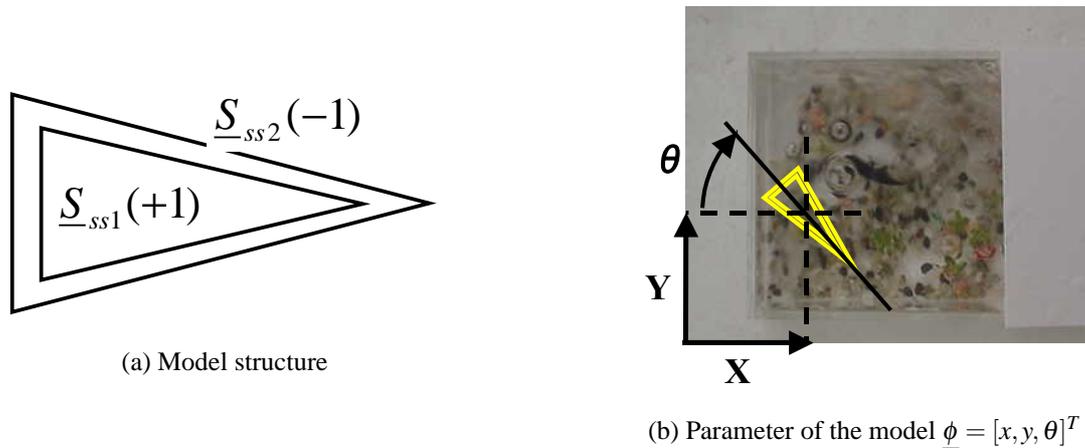


Fig. 2 Searching model

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試みられており、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^{(12)~(16)}。

著者らは「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ひと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⁽¹⁸⁾⁽¹⁹⁾というタスクを設定し研究を続けてきた。魚の捕獲を行うときロボットと魚の関係は「追う者」と「追われる者」という敵対的関係になる。この敵対的関係の中でロボットがビジュアルサーボにより捕獲した魚を元のプールに放す動作を繰り返す連続捕獲解放実験を行った。

著者らの予想は、時間の経過とともに単位時間当たりの魚の捕獲数は増加するというものであった。疲労により体力が次第に落ちる魚とそのようなことが無いロボットでは、格段にロボットの方が有利と考えたからである。予想に反し実験結果は、単位時間当たりの魚の捕獲数は時間の経過とともに減少した。これは、魚が画一的なビジュアルフィードバック制御で追尾する捕獲ネットの動きを学習し、さまざまな回避行動パターンを考え出した結果である。このパターンは本文で後述する。さらに連続捕獲解放実験を観測することで、魚の回避行動のアイデアの生成と単位時間当たりの魚の捕獲数の減少傾向を表す傾きは同時進行的に発生し、魚の回避行動のアイデアの生成は当然のことながら画一的な追尾行動しかできないロボットの捕獲成功率を下げていることが分かった。この結果から、単位時間当たりの魚の捕獲数減少率は魚が回避行動のアイデアを考え出す学習速度と解釈してよいと考えた。本報では、連続捕獲開放実験について詳述するとともに、魚の回避行動発現過程について調査し、魚の学習速度について報告する。

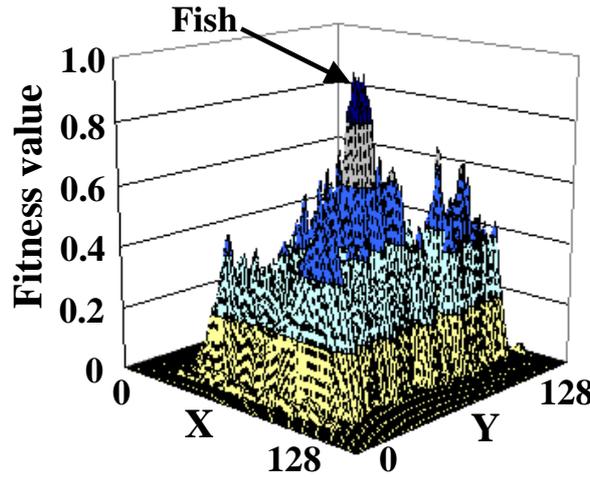


Fig. 3 Fitness value of Fig. 1(a) $F_{ss}(\phi)$

2. 動画像に対する対象物認識法

2-1 1-step GA 認識法

ビジュアルサーボを実現するためには動画像認識が必要であり，実時間（30 [fps]）の処理周期あるいはそれ以下の周期で認識を行うことが必要である．ここでは計算時間を短くするために，カメラより入力されたグレースケール画像（ここでは生画像と呼ぶ）を全変換することなく直接使用すること，およびビデオレートで入力される動画像に対し遺伝的アルゴリズム（GA）を用いることで画像認識処理時間を短縮している．GA は多峰性関数の最適化に適した最適化手法⁽¹⁷⁾であるが，実時間の最適化には適していないと考えられているようである．著者らはこの解決と長所の多峰性関数の最適化を両立させる方法である 1-step GA 認識法⁽¹⁸⁾⁽¹⁹⁾を提案した．この方法は報告済みであるものの本研究の魚の実時間認識の基本的な要素であるため以下に概要を述べる．

図 1(a) に示す生画像は輝度値（ここでは，白：0～黒：255）により構成され，その分布を (b) に示す．生画像は様々な入力情報を保持しており，本研究では対象物の輝度値情報と形状情報を利用した Model-based Matching 法⁽²⁰⁾により魚の位置 / 姿勢の検出を行う．

使用するモデルは図 2(a) のように対象物形状知識より作成し，モデルと生画像との相関を意味する適合度関数を得る．ここで，モデルは対象物を評価する内部領域 S_{ss1} の輝度値評価分布を “+1”，周囲を評価する帯領域 S_{ss2} のそれを “-1” と固定し， S_{ss1} と S_{ss2} を合わせた S_{ss} により構成され，位置 / 姿勢が $\phi(t)$ であるモデルと生画像との相関関数は，

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

と表される⁽¹⁸⁾．ここで， $\phi(t) = [x(t), y(t), \theta(t)]^T$ は図 2(b) のように定義される． $p(\tilde{r}_{i,j})$ は， $\tilde{r}_{i,j}$ での輝度値を表す． K は画素 $\tilde{r}_{i,j}$ の総数である．図 3 に図 1(a) の全ての画素においてある時刻 t の適合度関数 $F_{ss}(\phi(t))$ を計算した結果を示す．この分布図より $F_{ss}(\phi(t))$ は対象物とモデルが一致したときに最大値を示すことがわかる．これは， $F_{ss}(\phi(t))$ を用いることで対象物を “認識” する問題が時変分布関数 $F_{ss}(\phi(t))$ の最大値を与える $\phi_{max}(t)$ を探索する時変最適値探索問題に置き換えられたことを意味している．

動画像ではこの最大値がビデオレートで変化するため，適合度の計算と最大値の発見を 33 [ms] 以内に終了しなければならない．しかし，図 3 のように画像上の全点を変換しては実時間での処理は難しい．そこで 1-step GA 認識法では，動画像において時間的に変化する適合度関数の最大値探索を遺伝的アルゴリズム（GA）を用いて解く．最大値を与える変数 ϕ の求解方法として GA を用いる理由は，GA は遺伝子で定義される潜在的な解が “並列的” に最適解に向かって変化していくため，その進化的計算は多峰性分布関数の最適化アルゴリズムとして有

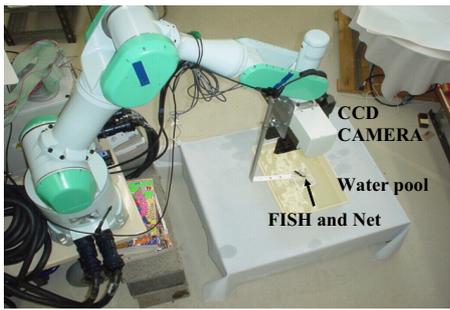


Fig. 4 Experimental system

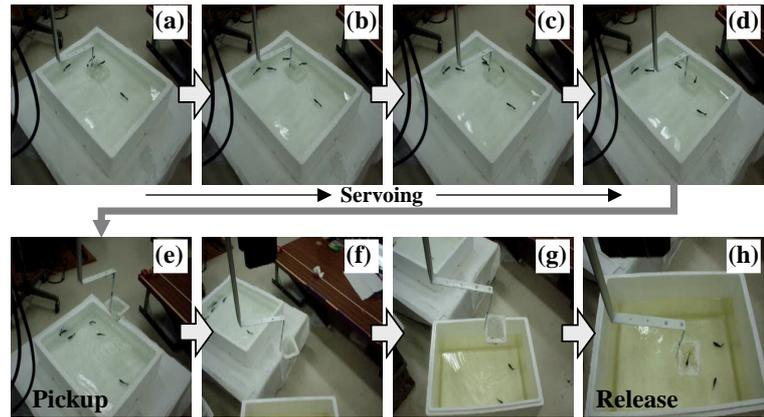


Fig. 5 Fish catching by arm robot used gazing GA

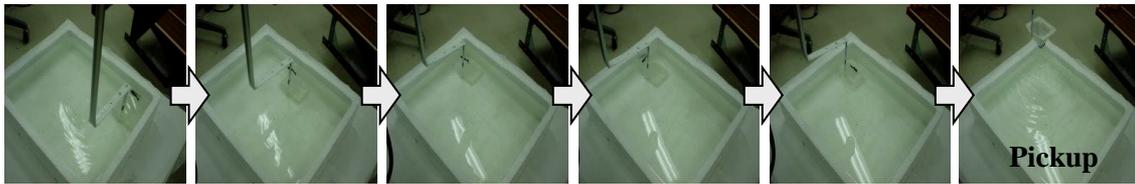


Fig. 6 Pickup motion against last fish

効であることが指摘されているためである⁽¹⁷⁾。

3. 実験システム

前述した 1-step GA 認識システムを実際にマニピュレータ (三菱重工製 PA10) のビジュアルサーボシステムと組合せる。手先の CCD カメラより入力される画像を用い、認識された魚の位置とアームロボットの手先位置を一致させるようにロボットを制御することで、ロボットは水槽内を泳ぐ魚のサーボイングを行うことができる。さらにここで、図 4 に示すようにロボットの手先に網を取りつけ水槽内を泳ぐ魚の捕獲を行う。基本的には位置制御型のサーボイングを行い、得られた魚の位置情報が網の中であるかどうかを判断し、網の中に魚が入ったときに網を上げる捕獲動作を行う。ここで、水槽のサイズは 390×460 [mm]、網は 80×100 [mm] である。また、魚の姿勢情報も実時間で認識しているが捕獲動作においてその情報は使用していない。

以下に魚を追跡する位置サーボ系の構成について概要を述べる。ロボットのハンドアイカメラ座標系の原点とカメラ座標系の原点及び捕獲網の中心を一致させて設定しているため式 (1) の最大値を与える $\phi_{max}(t)$ の GA の推定値 $\hat{\phi}_{max}^{GA}(t) = [\hat{x}(t), \hat{y}(t), \hat{\theta}(t)]^T$ 中の $\Delta\hat{r}(t) = [\hat{x}(t), \hat{y}(t)]^T$ は網の中心から推定した魚の位置までの位置誤差を表す。 $\Delta\hat{r}(t)$ を用いて三菱重工製 PA10 のコントローラに指示する目標ハンド速度 $\dot{r}_d(t)$ を次式で与える。

$$\dot{r}_d(t) = \mathbf{K}_P \Delta\hat{r}(t) + \mathbf{K}_V (\Delta\hat{r}(t) - \Delta\hat{r}(t - \Delta t)) \tag{2}$$

ここで $\Delta t = 33[\text{ms}]$ である。 $\mathbf{K}_P = \text{diag}[0.95, 0.95]$, $\mathbf{K}_V = \text{diag}[0.65, 0.65]$ である。

図 5 に捕獲実験の様子を外部カメラにより撮影した画像を示す。水槽内には複数の魚が存在し、図 5(a)~(c) では特定の一匹をサーボイングしていることがわかる。そして (d) のように魚が網の中心に入った時、アームロボットは (e) のように網を上げて魚を捕獲し、(f)~(h) のように別の水槽へ魚を移す。この作業を繰り返すことで水槽内全ての魚を捕獲することが可能である。図 6 に最後の魚に対するサーボイングから捕獲までの様子を示す。本実験で GA の 1 世代の計算時間は約 12.5 [ms] (Dell Optiplex PentiumII-400MHz) である。

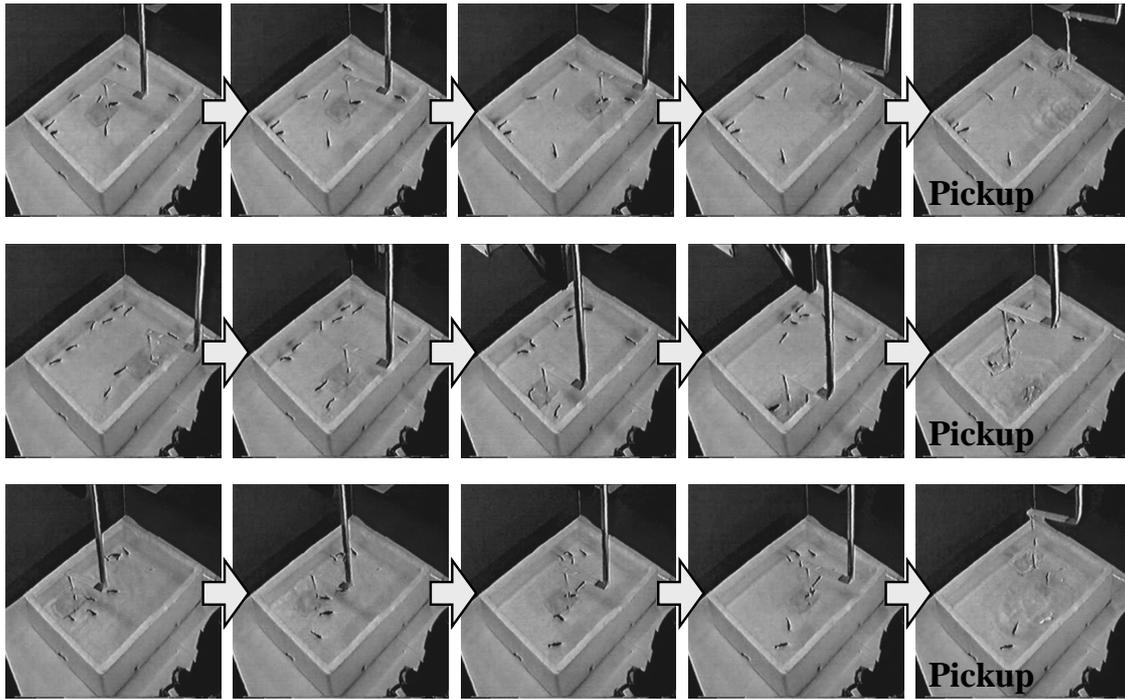


Fig. 7 Catching Experiment

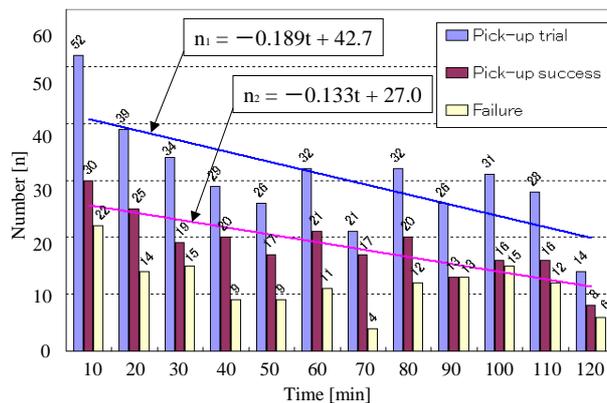


Fig. 8 Result of catching number

4. 魚の知的生存戦略

「機械 vs 動物」によりロボット知能向上の糸口を探る研究で、魚を選択した理由は、魚は常に泳ぎ続けているため動画を用いたビジュアルサーボの題材として適していると考えたためである。また生物である魚は予測不可能な動きをするため、ビジュアルサーボの実時間での認識追従性能を確認するのに適していると考えたためである。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。

4.1 連続捕獲解放実験

実験中の魚の行動を観察するために、前章で行った魚捕獲実験と同様のシステムを用いて連続捕獲解放実験を2時間行った。捕獲解放実験に用いたすべての魚はブラックモーリーと呼ばれる養殖された熱帯魚であり、購入時点で捕食される危機など自然界で生息する魚のような事前の学習は無いものと考えられる。また実験条件として、すべての魚は事前にロボットによる捕獲実験の経験もない。9匹の魚を使用し、捕獲された魚はすぐに元の水槽に戻される。実験中の捕獲シーンの一部を図7に示し、実験結果を図8に示す。本実験では、魚が網に入ったと口

ポットが認識し捕獲動作に移行した回数，その後捕獲に成功した回数，及び失敗した回数をカウントしており，本報ではそれぞれを捕獲試行数，捕獲数，捕獲失敗数と呼ぶことにする．図中において，横軸は2時間を10分毎に区切った時間を表し，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8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 $n_1 = -0.189t + 42.7$ 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， $n_2 = -0.133t + 27.0$ 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，捕獲試行数と捕獲数より算出される捕獲成功率は約60%であり実験を通して大きな変化がないことから，ロボットの網を持ち上げるという捕獲動作のみに注目した場合，魚はこの点に関しては学習を行っていないといえる．つまり，捕獲失敗数には魚の学習に関して特別な傾向は見受けられないことがわかる．さらに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．以上より，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していると考えられる．ここでは，魚の捕獲数減少率 0.133 [匹/分] がブラックモーリーのロボットに対する学習速度である．ここで魚の数は9匹であり他の魚の捕獲や回避行動をみて全体として学習していると考えられる．

4.2 魚の生存戦略

本実験では，連続捕獲解放動作が行われるため，魚は捕獲される度に疲労し，衰弱していく．実際に，実験に使用した魚の半数は翌日には死んでしまうことがある．魚はこれを本能的に回避するために，長時間に渡る実験において学習を繰り返し，生存のための行動戦略を獲得したと考えられる．著者らは，次に示す3つの魚の生存戦略を実験を通して確認している．

4.2.1 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9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していると考えられる．式(2)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10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様子が見える．

4.2.2 生存戦略2：休息の取り方

次に魚は図11(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(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様子を示す．

4.2.3 生存戦略3：安全地帯への退避

最後に，魚は図12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8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．

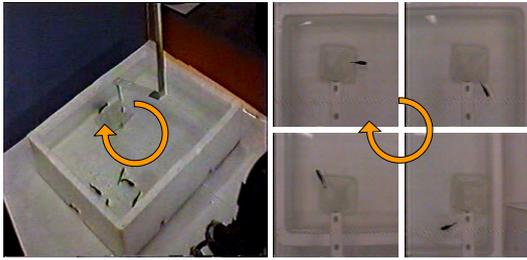


Fig. 9 Strategy 1 : how to get away from the net

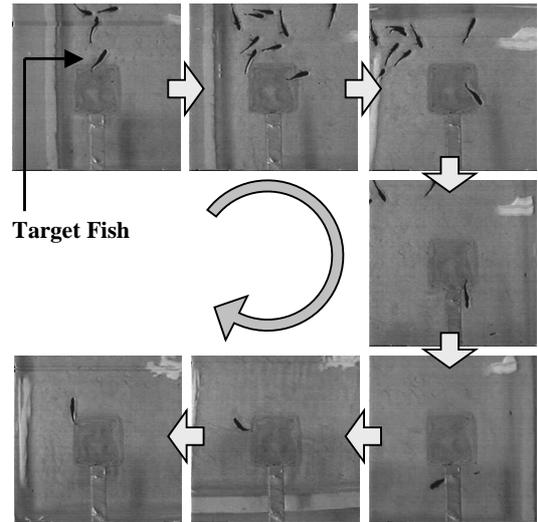


Fig. 10 Fish motion of strategy 1

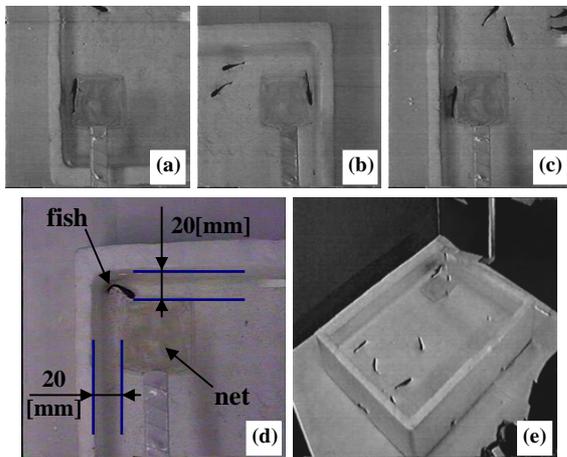


Fig. 11 Strategy 2 : how to have a rest

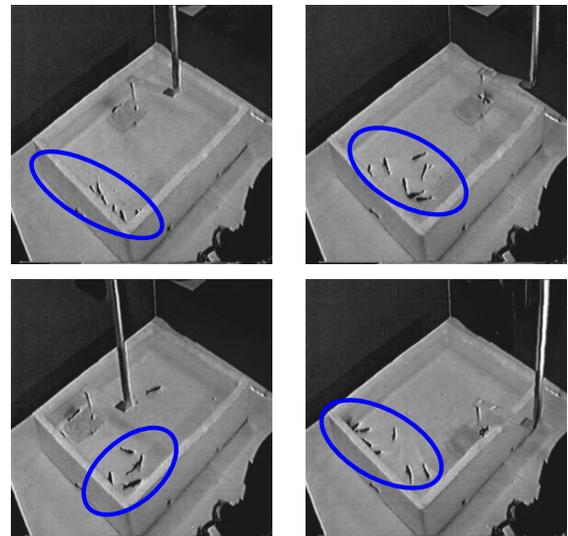


Fig. 12 Strategy 3 : how to escape

5. 結 言

本報告では魚の学習速度を測定する方法を提案した。ロボットと魚との捕獲競合関係の観察結果から、ビジュアルサーボの制御ゲインが一定なPD制御によって駆動されるロボットの網で捕獲した単位時間当たり魚の捕獲数の減少割合は、魚の回避行動生成速度と解釈できるという知見を得た。またこの単位時間当たり魚の捕獲数の減少割合を学習速度と解釈することができることを示した。学習速度は知能指数の評価の中の動作性知能に含まれる数値であり、学習速度の計測は、魚の知能の計測に結びつく可能性があると考えている。

文 献

- (1) S. Hutchinson, G. Hager and P. Corke, "Tutorial on Visual Servo Control," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol. 5, No. 12(1996), pp. 651-670.
- (2) P. Y. Oh and P. K. Allen, "Visual Servoing by Partitioning Degrees of Freedom," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol. 1, No. 17(2001), pp. 1-17.

- (3) R. Kelly, "Robust Asymptotically Stable Visual Servoing of Planar Robots," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol. 5, No. 12 (1996), pp. 759-766.
 - (4) 北島 利浩, 浮田 宗伯, 木戸出 正継, "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, Vol. 2, J88-D-II(2005), pp. 334-346.
 - (5) 浮ヶ谷 敦生, 河村 竜幸, 木戸出 正継, "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り込み技能の伝達へ向けて-", 第 19 回人工知能学会全国大会講演論文集, 1B3-04(2005).
 - (6) 福田 寿和, 満田 隆, 川村 貞夫, "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) S.-W. Kim and B. K. Kim, "MIQ (Machine Intelligence Quotient) for process control system," in *Proc. World Automation Cong.*, ISSCI-058.1(1998).
 - (8) Hee-Jun Park, Byung Kook Kim, Kye Young Lim, " Measuring the Machine Intelligence Quotient (MIQ) of Human-Machine Cooperative Systems," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics(Part A)*, Vol. 31, No. 2(2001), pp.89-96.
 - (9) 利島 保, 生和 秀敏, 心理学のための実験マニュアル - 入門から基礎・発展へ -, (1993), 北大路書房.
 - (10) 岡堂 哲雄, 心理検査学 - 臨床心理検査の基本 -, (1993), 垣内出版.
 - (11) 下山 晴彦編, よくわかる臨床心理学, (2008), ミネルヴァ書房.
 - (12) 日本ロボット学会, "[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, Vol. 1, No. 23(2005).
 - (13) 計測自動制御学会, "[ミニ特集] 生物に学ぶ機械と制御", 計測自動制御学会誌 (計測と制御), Vol. 9, No. 42(2003).
 - (14) 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*, (1999), pp. 214-219.
 - (15) 浅田 稔, 石黒 浩, 國吉 康夫, "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(2001), pp. 249-250.
 - (16) 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, (2004), 講談社.
 - (17) D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, (1989), Addison-Wesley.
 - (18) 見浪 護, 鈴木 秀和, 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), Vol. 668, No. 68(2002), pp. 172-180.
 - (19) H. Suzuki and M. Minami, "Visual Servoing to catch fish Using Global/local GA Search," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 3, No. 10(2005), pp. 352-357.
 - (20) G. Ao, H. Akazawa and M. Izumi, "A Method of Model-Based Object Recognition," *Japan/USA Symposium on Flexible Automation*, No. 2(1996), pp. 905-912.
-