

# カオスと乱数を用いた魚とロボットの知能比較

## Intelligence Comparison between Fish and Robot using Chaos and Random

○ 平尾 潤, 見浪 護 (福井大学)

Jun HIRAO, Mamoru MINAMI  
University of Fukui, {hirao,minami}@rc.his.fukui-u.ac.jp

In this paper we tackle a Fish-Catching task under a visual feedback hand-eye robotic system with a catching net. For the sake of such innate ability being widely existed in animal behavior, the catching operation becomes tough and some effective intelligent method needs to be conceived to go beyond the fish intelligence. We embed chaos and random motion into the net motion to realize a kind of robotic intelligence, and we shown the chaotic and random net motion is effective to overcome the fish escaping strategies. The effectiveness of the chaotic and random motion is confirmed through successive fish catching experiment.

**Key Words:** Intelligence, Gazing-GA, Chaos, Random motion

### 1. 緒言

近年では、画像情報を用いてマニピュレータによりターゲットを捕足する、ビジュアルサーボイングの研究が行われている [1][2]。機械知能の新しい傾向として、ロボット工学分野に集中的に応用されたような AI と違い、知能制御システムのような他の研究分野に広がっている。そして、ロボットの知能レベルは比較的高度となっており、この知能を測ることは重要である。実用的で体系的に測る方法として MIQ (Machine Intelligence Quotient) がある。これは人と機械の協同作業をシステム化したもので、参考文献 [3] により提案されている。我々のシステムでは、知能の程度を魚とロボットを競争させることにより評価している。魚が逃げる戦略を見つけたとしても、ロボットが魚を捕獲することができれば、提案した手法によってそのシステムが魚より賢くなったといえる。

本研究室では、遺伝的アルゴリズム、ビジュアルサーボイング、マニピュレータに取り付けられた CCD カメラからの画像より物体を認識する方法などを学習した [4]。また、実時間による認識能力を高めた注視 GA [5] により、マニピュレータに取り付けられた捕獲用網による魚の捕獲は成功している。泳いでいる魚を追従しているとき、単純に速度制御でビジュアルサーボイングしているのでは、魚の捕獲には有効ではないことがわかった。魚は突然泳ぐ方向を変えたり、追ってくる網に対して逃げる戦略をとったりするため、魚の捕獲は困難になる。それらの行動は、感情的要因もしくは魚が本来持っている知能であると見なす事ができる。魚の捕獲実験により魚の行動を観察すると、魚は捕獲を続けるうちに網から逃れるためプールの隅に引っ付くように泳ぐことがわかった。これは魚の捕獲にとって深刻な問題である。なぜなら、もし魚がプールの隅のみを泳げば、網は隅には侵入できず、魚を捕獲できない。このことは、このシステムがロバストでないことを示している。よって効果的な知能とは、この魚の戦略の対処法を思いつくものでなくてはならない。ここで、魚とロボットの知能競争により魚が学習していくことを観察すると、魚の捕獲/リリース実験を行っている中での捕獲数の減少速度を“Fish Intelligent Quotient” (FIQ) と定義することができる。この評価手法により、魚が生まれ持っている知能とロボットの人工知能とを比較することができる。

本報告では、細胞組織の中の信号トランスファーから得られたカオスモデルを採用する [6][7]。魚の捕獲システムの欠点を補足するため、ロボットのダイナミクスにカオスを組み込んだ。なぜなら、知能を合成した制御は、魚の捕獲過程で重要になってきたからである。我々は魚の知能を超えるのに十分にシステムを賢くする新しい戦略を試みた。さらに、カオス運動と比較す

るために、網の動きにランダム運動を取り入れた。これは、ランダムとカオスが合同関係にあることが、魚の捕獲実験において重要となると考えるためである。

### 2. 乱数とカオス

真の意味での乱数とは、予測不能性の性質をもっているものをいう。この乱数を決定論的なコンピュータを使って作るのとは不可能であるかのようにみえる。実際、どんなプログラムも完全に予測可能な出力を作り出す。しかし、コンピュータには乱数発生ルーチンが存在している。このような、コンピュータが生成した数列を擬似乱数と呼ぶ。擬似乱数は、乱数が本来持っているべき予測不能性という性質を持っていない。なお、以降は擬似乱数のことを単に乱数と呼ぶこととする。

パソコンのプログラム言語などに標準的に用意されている乱数発生機能は、ほぼ例外なく線形合同法 (linear congruential method) に基づいている。これは、1948 年頃にレーマーが提案した方法で、簡単に便利な乱数発生法である。この線形合同法は次の漸化式で表される [8]。

$$X_n = aX_{n-1} + c \pmod{M}, n \geq 1 \quad (1)$$

この式により乱数列  $X_0, X_1, X_2, \dots$  を出力する。この  $M$  は (合同式の) 法 (modulus) と呼ばれる。 $a, c$  は正の整数で、それぞれ乗数、増分と呼ばれる。つまり、 $aX_{n-1} + c$  を  $M$  で割った値の余りの値が  $X_n$  となる。漸化式 (1) は、いつかは元に戻る。また、その周期は明らかに  $M$  以下である。 $M, a, c$  をうまく選ぶことで、最大の周期  $M$  を得ることができる。最大周期の場合は、0 以上  $M-1$  以下のすべての整数がどこかで生じる。初期値  $X_0$  は何を選んだとしても、そこから数列が始まるだけで、結局は同じ数列となる。

カオスの特徴として予測不能性が挙げられる。これは、初期位置のごくわずかなズレが解軌道間距離の予測不可能な大きな違いになる初期値感性により起こる。このカオスの特徴を実現する代表的な例としてベルヌーイシフトが挙げられる。ベルヌーイシフトは、式 (1) に  $a = 2, c = 0, M = 1$  を代入することで表される (但し、 $X_n$ : 実数) その式を以下に示す。

$$X_n = 2X_{n-1} \pmod{1}, n \geq 1 \quad (2)$$

つまり、カオスと乱数が同じ式で表すことができる。このことから、カオスと乱数は合同の関係があることが言える。

### 3. 魚捕獲の問題点

ビジュアルサーボイングによる複数の魚の捕獲/リリース実験を 35 分間行った。八匹の魚 (体長およそ 40[mm]) をプール

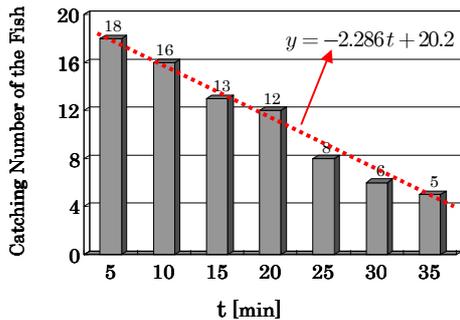
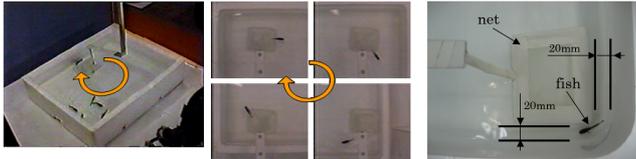


Fig. 1: Result of catching number only sovoing



(a) Motion (1) of a fish (b) Motion (2) of a fish

Fig. 2: Fish motion

の中に放ち、一匹捕まえる度にまた同じプールに逃がすこととする。カメラと魚の距離は 450[mm], プールの大きさは、300 (width)×400 (length)×100 (depth) [mm], ネットの大きさは 80×100 [mm] とした。ロボットは、魚が網の中心から 86×66 [mm] 内にあるとハンドアイの CCD カメラから得られた画像から判断されたとき網を持ち上げ、魚を捕まえる。また、ロボットは 7 リンクマニピュレータで、三菱重工の PA-10 ロボットを使用している。この実験の結果を Fig.1 に示した。縦軸に五分間に捕まえた魚の数を、横軸は時間を示している。捕獲を続けていけば魚が疲れることにより、魚の捕獲率は向上していくことが期待された。しかし驚くことに、多くの魚は徐々に捕獲されなくなっていった。この理由として、魚が本来持っている学習能力、もしくは、感情的状態変化が考えられる。たとえば、魚は、Fig.2(a) のようにある適度な距離を保って円状に逃げるといった方法とる。また、Fig.2(b) のように網が進入できないプールの隅から出てこないといった行動も行う。

魚が網から逃げるということを学習する速さを数により評価するために、魚の捕獲数が減少していく傾向を最小二乗法に適用した。その結果は  $y = -2.286t + 20.2$  であり、Fig.1 に示している。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  $-2.286$  は、その魚群の適応速度もしくは学習速度を表しているといえる。この係数を “Fish’s Intelligence Quotient” (FIQ) と呼ぶこととする。この値が負の値ならば、魚群と比べてロボットのほうが知能指数が低いことを示し、0 ならば同等、正の値ならばロボットのほうがより知能指数が高いことを意味する。魚の知能を上回るために、さらに知的な追従システムと、効果的に魚を捕まえるシステムを開発する必要がある。そのために、カオスとランダムを用いる。

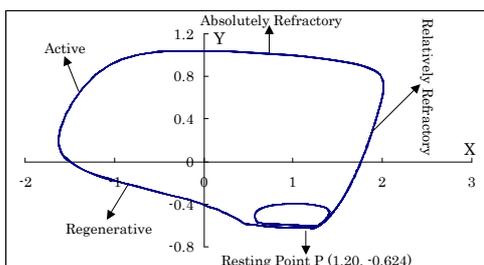


Fig. 3: Chaos trajectory

## 4. BVP カオスモデル

カオスの運動は、生物の中でよくみられる現象である。例えば、一点を凝視しているとき、眼球は完全に止まっているように見えるが、実際には絶えず細かく動いている。この現象をカオス振動と呼ぶ。FitsHugh は、相平面上で神経刺激の持つカオスに似せるために BVP モデルを提案した。BVP 方程式は、次の微分方程式で示される。

$$\ddot{x} + c(x^2 - 1)\dot{x} + x = 0 (c > 0) \quad (3)$$

ここで、 $\dot{x}$  は  $x$  の時間微分を表す。また、線形変換を用いる。

$$F(x) = \int_0^x f(u) du \quad (4)$$

eq.(4) を用いて eq.(3) を変換すると次の式を得る。

$$\dot{x} + f(x)\dot{x} + g(x) = 0 (c > 0) \quad (5)$$

二変数  $x, y$  の微分方程式を得ることができる。

$$\dot{x} = y - F(x) = y - \int_0^x c(u^2 - 1) du \quad (6)$$

$$\dot{y} = -g(x) = -x \quad (7)$$

上の二つの式に刺激の項  $z$  を加えることにより、BVP モデルを得ることができる。また、その式は以下のようになる。

$$\begin{aligned} \dot{x} &= c\left(x - \frac{x^3}{3} + y + z\right) \\ \dot{y} &= -\frac{x + by - a}{c} \end{aligned} \quad (8)$$

ここで、BVP モデルの微分方程式より現れた  $x, y$  を生物学の定義に与える。 $x$  は細胞膜電位の符号を反転した値を意味し、 $y$  は、不応性を表す。 $z$  は外部刺激を表す。パラメータ  $a, b, c$  は、次の範囲に制限される。

$$1 - \frac{2b}{3} < a < 1, \quad 0 < b < 1, \quad b < c^2 \quad (9)$$

Fig.3 に BVP 方程式の解軌道の  $x-y$  平面状の振る舞いを示している。この図より、神経の活動状態が明確に観察される。このカオス軌道から刺激信号のようなパルス信号を得ることができる。Fig.4 のような適当な刺激信号を与えると、神経の興奮が起こる。その反応は静止点  $P$  から始まり、再生域、活動域、完全不応域を経て不完全不応域にいたり、最終的に静止点  $P$  に戻る。つまり、この反応軌道は、神経細胞が静止状態にあるときに瞬間的に適当なパルス信号を受けると直ちに興奮し、最後に静止状態に戻るといった特徴を持っている。静止点  $P$  の座標は BVP の解の一つ (1.20, -0.624) である。

適切に知的システムにカオスを用いるために、カオスの反応と刺激との関係性を調べる必要がある。BVP 方程式の解を求めるのに比較的最適な微分方程式の解を求められるルンゲクッタ法と呼ばれる方程式を用いる。今、BVP 方程式内のパラメータ  $A, T$  を変更し値  $W$  を修正することで反応パターンを解析する。プログラム  $C$  の実際のシミュレーションでは、振幅  $A$  が十分に強ければ、そして  $T$  が十分に長ければ刺激信号は発生した。反対に、振幅  $A$  が弱く  $T$  が短ければ、たとえ度々刺激したとしても反応は得られない。 $A$  と  $T$  の違いによる反応パターンは Fig.5 に示した。刺激信号のパラメータと個々の反応タイプは Table1 に示す。

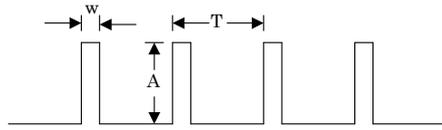


Fig. 4: The stimulus signal

TABLE 1

	A	T(ms)	W(ms)	type of response
(a)	-0.8	100	3	2 stimulus : 1 response
(b)	-0.91	100	3	5 stimulus : 4 responses
(c)	-0.95	100	3	1 stimulus : 1 response
(d)	-0.87	50	3	chaotic response

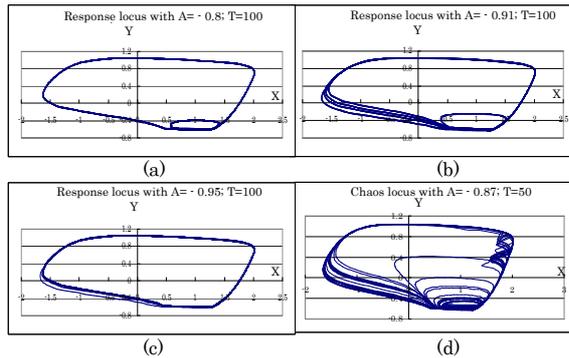


Fig. 5: The BVP response to stimulus

## 5. ランダムモデル

乱数は C++Builder の乱数発生ルーチンを用いる．また，次のように表すこととする．

$$X_n = R_x(X_{n-1}) \quad (10)$$

$$Y_n = R_y(Y_{n-1}) \quad (11)$$

$n$  番目に生成されたカオスを  $X_n, Y_n$  と表し，時間は  $T \cdot n$  で表すことができる．ここで， $T$  は乱数を更新する周期を示しており， $T = 1.2[s]$  とする．ランダム数列を網の動きに反映させるとき，このランダムはステップ応答であるため，過渡応答が発生しロボット制御が不安定になるといった問題が発生する可能性がある．この問題を解決するため，このランダムステップ運動を一次微分方程式を用いてフィルタリングする．ここで， $n \cdot T \leq t \leq (n+1) \cdot T$  の時のハンドの位置  $x, y$  を例にとると，

$$\dot{x} + x = X_n \quad (12)$$

$$\dot{y} + y = Y_n \quad (13)$$

となる． $t = n \cdot T$  時の初期値  $x$  は，フィルタリングされた値  $x(t)((n-1) \cdot T \leq t \leq n \cdot T)$  を用いる． $y$  も同様である．これらの微分方程式の解を求めるのに，ルンゲクッタ法を用いる．Fig.6 と Fig.7 は，(12) と (13) から得られた結果例を示している．縦軸に微分方程式の解  $x, y$  を示し，横軸は時間  $t$  を示している．

## 6. 魚の捕獲実験

### 6.1 カオスを用いた捕獲

カオスから知的な感情を模倣したシステムを組み込んだ新しいシステムがより効果的かを調べるために，魚の捕獲実験を行った．そして，動物の逃げる戦略に対して効果的な方法を提案したことを示す．その方法 (アイデア) とは，水槽の隅にいる危

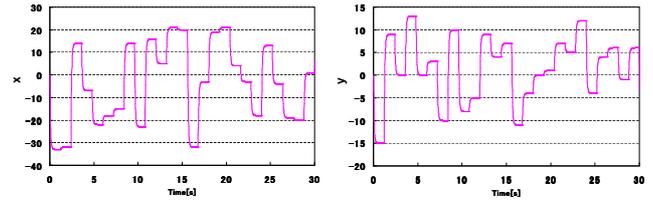


Fig. 6: Random x

Fig. 7: Random y

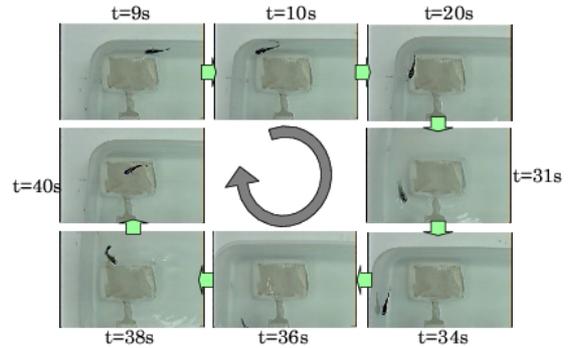


Fig. 8: The catching fish process by use of chaos

機に瀕した魚を網が確率的なカオスの動きをしたときに，隅から追い出すロボットの行動をいう．ところで，網がカオスの動きをしたとき，魚は隅から出ようと思える．怖い網がより遠ざかると魚はだまされる傾向にある．そして隅から出てきたその時に魚を捕まえることができる．

魚の追従と捕獲の実験についてより詳しく観察する．この実験では網の動きにカオスを組み込んだ．また，実験は魚の捕獲に成功するまでの約 40 秒間行った．最初の 9 秒間は，ハンドに取り付けられた網は泳いでいる魚を探し出すためプールを周回し，そしてカメラの視野に入ってきた魚を追いかけた．9 秒後，魚は網が入ることのできないプールの隅をゆっくり泳ぎだした．魚の逃げる戦略に対してどのようにカオスの動きは効果的な行動をしているかをはっきりと観測するために，31 秒間の連続写真を Fig.8 に示す． $t = 9s$  の写真は，魚がプールの隅をゆっくり泳ぎだしたときの写真である．この後の行動としては，魚がプールの端に沿って泳ぐことが考えられる． $t = 10s$  から  $t = 31s$  の間は網はカオスの動きをしている．写真の  $t = 31s$  から  $t = 36s$  の間は，魚が隅から出てくる様子を示している．また， $t = 36s$  では魚がハンドアイの視野から出てしまい，ビジュアルサーボイングシステムが魚を見失ってしまっている．魚が現在のカメラの視野から出ている状況のとき，網は，魚を見失った位置から N.N. を用いて次に魚がいるであろう位置を予測し，その結果より移動する．これにより，魚は視野の中に戻り，網は最終的に魚の目の前に到達する．この様子は  $t = 38s$  に示されている．魚は  $t = 40s$  で捕獲することのできる範囲に入っている．

新しく提案された魚を捕獲するシステムが前の元のシステムよりも効果的かどうかを調べるために，前の魚を捕まえる実験と同じ条件でプール内の八匹の魚を捕まえた．また，五分毎に魚を捕まえた数を記録した．前回の実験では，一般的に魚は追従と捕獲をしばらく続けるうちにだんだん疲れていく．また，時間がたつにつれ魚は網の動きに慣れる．よって，以前の实验では Fig.1 で示されたように魚の捕獲数は徐々に減少していく．しかし，網の動きにカオス運動を組み込んだ今回は，Fig.9 で示すように，魚の捕獲数が減少していくことはなかった．以前の实验では捕獲数は魚が本来持っている知能によって明らかに減少していったが，Fig.9 で示された今回の実験結果では，カオス運動により捕獲数が減少するという納得のいく結果が得

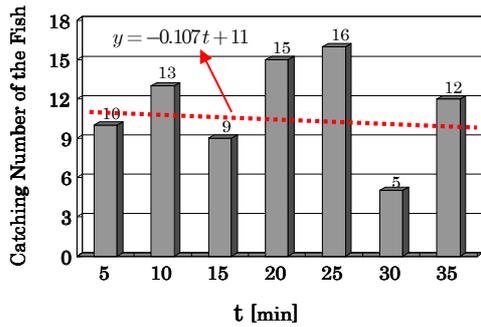


Fig. 9: Result of catching number using Chaos

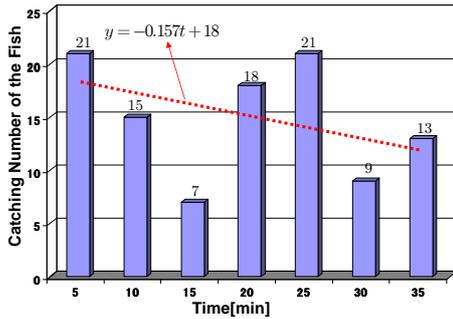


Fig. 10: Result of catching number using Random

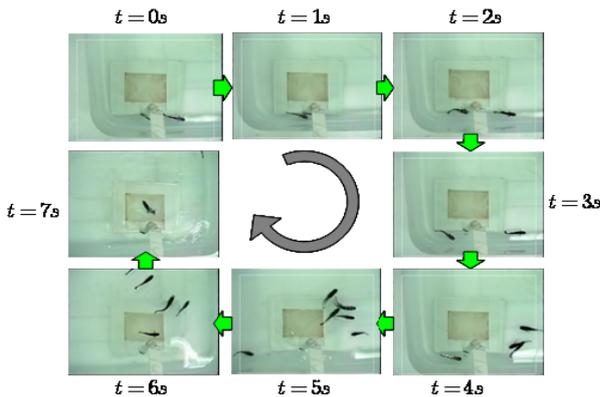


Fig. 11: The catching fish process by use of random

られた。また、FIQもFig.1の $-2.286$ からFig.9の $-0.107$ に修正されており、知能指数が向上していることがわかる。以上より、捕獲用網から逃げるための魚の逃げる能力をカオス運動により克服できたといえる。

この実験で二つの発見した。網がカオスの動きをしたとき、魚は隅から出ようと感じると考えられる。怖い網がより遠ざかると魚はだまされる傾向にある。そして隅から出てきたその時に魚を捕まえることができる。また、新たな問題点として、Fig.9の25-30[min]の間の魚の捕獲数が五匹しかないことである。これは、この時間帯のときハンドアイは、隅に追い込まれた一匹の魚を追い続け、その他の魚は網とは反対側にとどまり続けたことが原因である。このように魚を隅から誘い出すにはある程度の時間がかかってしまうこともあるので、カオス運動を行ったとしても、他の魚に構わず一匹の魚だけに集中してしまえば魚の捕獲数は少なくなってしまう。

## 6.2 ランダムを用いた魚の捕獲

2章でカオスと乱数が合同の関係にあることを示した。そこで、カオスの代わりに乱数を用いて魚の捕獲実験を行う。実験条件はカオスを用いた魚の捕獲実験と同様に、8匹の魚をプールに放ち、35分間捕獲とリリースを繰り返す。その結果をFig.10

に示す。横軸は時間を、縦軸は五分毎に魚を捕まえた数を示している。網の動きにランダム運動を組み込んだ今回も、カオスを用いたときと同様に、魚の捕獲数が減少していくことはなかった。FIQにおいては、カオスでは $-0.107$ 、ランダムでは $-0.157$ とカオスのほうがより知能指数が高い。しかし、その差は十分に大きくなく、FIQにおいてカオスとランダムの違いを確認することはできなかった。

ここで、カオスの動きを用いて魚を捕まえるとき、カオスの動きは魚をプールの隅から誘い出すことにより捕まえている。しかし、ランダムな動きの場合、魚を誘い出して捕まえるといった捕獲の方法は見られなかった。Fig.11に、ランダム運動中に魚を捕獲した成功例を示す。 $t=0s$ の写真は、魚がプールの隅をゆっくり泳ぎだしたときの写真である。 $t=0s$ から $t=4s$ は、魚がプールの隅に沿ってゆっくり泳ぎだしたことをロボットが認識した後にランダム運動をしている様子が示されている。 $t=4s$ では、他の魚が網の近くに寄ってきている。ここで、その近くに寄ってきた魚の方に、ロボットが認識する魚は移っている。これにより $t=7s$ では、ロボットはプールの隅に留まっていた魚を捕まえるのではなく、その寄ってきた魚を捕まえることになり、魚の捕獲に成功している。ランダムな動きのときは、隅に停滞している魚のそばによってきた他の魚を、ランダム運動によりその魚のほうに近づき、そちらを認識することで、隅に停滞している魚ではない、他の魚を捕まえることにより、捕獲数の減少を防いでいた。これは、カオス運動時とは違う捕獲方法である。

## 7. 結言

我々は新しい方法いわゆるカオスとランダムを、網から逃げる魚の学習能力に対処するため捕獲用網の行動に組み込むことを提案した。そして、実際の実験によりそれらの有効性を示した。また、新たな知能の表現方法として“Fish's Intelligence Quotient” (FIQ) を提案した。そのFIQを用いて、カオス運動とランダム運動を用いた魚の捕獲実験の結果の比較を行ったが、大きな違いは見られなかった。しかし、捕獲方法に違いがあり、カオスにはランダム運動にはない、魚をプールの隅から誘い出すといった効果があることが確認された。

## 参考文献

- [1] R. Kelly: “Robust Asymptotically Stable Visual Servoing of Planar Robots”, IEEE Trans. Robot. Automat., vol.12, no.5, 1996, pp.759-766.
- [2] P.Y. Oh, and P.K. Allen: “Visual servoing by partitioning degrees of freedom”, IEEE Trans. Robot. Automat., vol.17, pp.1-17, Feb.2001
- [3] Hee-Jun Park, Byung Kook Kim, Kye Young Lim: “measuring the machine intelligence quotient (MIQ) of human-machine cooperative systems”, IEEE Trans. vol.31, 2001, pp.89-96.
- [4] M. Minami, J. Agubanhhan, and T. Asakura: “Manipulator Visual Servoing and Tracking of Fish using Genetic Algorithm”, Int. J. of Industrial Robot, Vol.29, No.4, 1999, pp.278-289.
- [5] Hidekazu Suzuki, Mamoru Minami: “Visual Servoing to catch fish Using Global/local GA Search”, IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, Vol.10, Issue 3, 352-357 (2005.6)
- [6] K. Aihara: “Chaos in Neural System”, pp.126-151, 1993 (in Japanese).
- [7] R. FitzHugh: “Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane”, Biophys.J.1, pp.445-466 (1961).
- [8] William H. Press, Saul A. Tenkolsky, William T. Vetterling, Brian P. Flannery: “Numerical Recipes in C -The Art of Scientific Computing Second Edition-” PP.274-328, 2002, U.S.A.