HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	仮想流体環境内における人工生物の形状と移動能力の関係
Author(s)	中村, 啓太; 鈴木, 育男; 山本, 雅人 他
Citation	精密工学会誌, 78(12), 1069-1075 https://doi.org/10.2493/jjspe.78.1069
Issue Date	2012
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/64590
Type	journal article
File Information	78_1069.pdf



Hokkaido University Collection of Scholarly and Academic Papers : HUSCAP

論文

仮想流体環境内における人工生物の形状と移動能力の関係 *

中村啓太 ** 鈴木育男 *** 山本雅人 † 古川正志 †

Relation between Morphology of Artificial Creature and Behavioral Ability in the Virtual Fluid Environment

Keita NAKAMURA, Ikuo SUZUKI, Masahito YAMAMOTO and Masashi FURUKAWA

Morphology of an artificial creature plays an important role in the behavior acquisition of them because the behaviors strongly depend on its morphology. In this study, it is examined how the behavior differences appear when its morphology changes in the virtual fluid environment. We construct the approximate virtual fluid environment with low computing costs to simulate the behavior acquisition for them. Also we propose a simulation method for them in consideration of effects from the virtual fluid environment based on physics modeling. Results are discussed on a relation between its morphology and acquired behaviors.

Key words: artificial life, physics modeling, swimming behavior, simulation, animation

1. 序　　論

近年，人工生命や進化ロボティクスの分野をはじめとして，多種多様な手法を用いて，人工生物の行動を獲得する実験が行われている．ここで人工生物が獲得する行動は，K.Sims[1)2)] の研究に代表されるように，重力，摩擦などの物理環境や人工生物自身の形状に強く依存する．最近，物理環境に注目し，物理シミュレーションを可能にする物理エンジンを利用して，重力や摩擦，衝突を考慮した環境で，進化計算による人工生物の適応行動獲得実験が行われている[3)〜5)]．しかしながら，水や空気など流体の影響を考慮した環境を構築する際に，数値流体力学の分野で行われている精度の高い有限要素法や粒子法[6)] を用いた場合，進化計算の下では精度と計算時間にトレードオフの関係が存在する．この理由から，粒子法などを用いて構築した環境では，全個体をシミュレーションで評価する計算時間が膨大になるため，ルールベースを利用した人工生物の制御実験[7)] や，二次元空間において人工生物の行動獲得実験[8)] を行うことが多い．よって，有限要素法や粒子法で構築した仮想環境内で，人工生物の適応行動獲得実験を行うのは，計算量が大きく，三次元リアルタイムシミュレーション，及び人工生物が獲得した適応行動の解析は困難となっている．

これまで著者らは，流体環境下での人工生物の行動獲得シミュレーションを可能にするために，物理モデリングに基づく，ある程度精度を保ちつつ，より高速性を重要視した計算量が小さい近似流体環境の構築[9)] を行なってきた．また，構築した環境内で，人工生物の行動獲得をシミュレーションによる進化計算で行い，実験結果から，流体の影響を考慮した人工生物の行動獲得を可能にしている[10)]．

本研究では，人工生物の形状に注目し，人工生物の形状が獲得する行動にどのような影響があるのかを調査する．地上の生物の体重と移動速度の関係はべき乗則に従うことが報告されており[11)]，体重が増加するにつれ移動速度が増加することがわかっている．しかしながら，流体中における形状や関節数がどのように移動速度に影響しているかは明らかにされていない．そこで本研究では，「泳ぐ魚」に注目し，流体の影響力すなわち流体抗力を考慮した仮想環境内で，簡易的な形状の人工生物の遊泳行動獲得実験を行う．この目的は流体内では，抗力が人工生物の表面積とその相対速度の関数であることから，獲得した遊泳行動の移動速度が，実際に人工生物の形態と獲得される行動の移動速度の関係がどのようになるかを明らかにすることである．そのために，具体的には，人工生物の関節数を固定にし人工生物の形状を変換させた場合，全長を固定にし人工生物の関節数を変化させた場合の 2 種類の実験を行う．

本論文は以下のように構成される．2 章では物理モデリングに基づく仮想流体環境の構築法を述べる．3 章では本研究で使用する人工生物モデルとその制御手法に説明する．4 章では人工生物の適応行動獲得実験を行い，人工生物の形状と移動能力の関係を明らかにし，べき乗則に従うことを示す．5 章では人工生物の関節数と移動能力の関係を明らかにする．最後に 6 章において結論を述べる．

2. 仮想物理環境の構築

行動獲得シミュレーションで，人工生物が行動する際に流体の影響を考慮するために，本研究では，剛体（直方体）に作用する流体の影響力である浮力と抗力（圧力抗力と摩擦抗力の和）をモデル化した計算量が小さい仮想流体環境を構築した[9)]．シミュレーションは，1/60s 毎に物理法則に従う物体の移動量を，NVIDIA 社で提供している物理エンジン”PhysX”を利用して算出する．PhysX は，重力，摩擦力，衝突検出，物体に力やトルクを加えるなどの実時間シミュレーションを可能にする．本実験で使用する仮想物理環境では，流体の密度 ρ を水の密度（998.20kg/m^3），重力加速度 g を 9.80m/s^2 と設定した．

2.1 浮力のモデル化

流体中にある物体は，鉛直上向き方向に浮力を受ける．浮力のモデル化は，流体の体積重量に等しい大きさの力をその物体の質量中心に，重力と逆方向に生成する (図 **1**)．浮力の大きさ

* 原稿受付　平成 24 年 4 月 12 日
** 学生会員　北海道大学 大学院情報科学研究科
（北海道札幌市北区北 14 条西 9 丁目）
*** 正 会 員　北見工業大学 工学部 情報システム工学科
（北海道北見市公園町 165）
† 正 会 員　北海道大学 大学院情報科学研究科

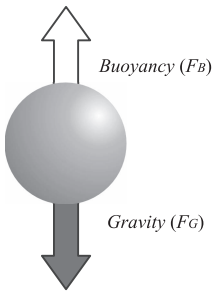


Fig. 1 Modeling buoyancy

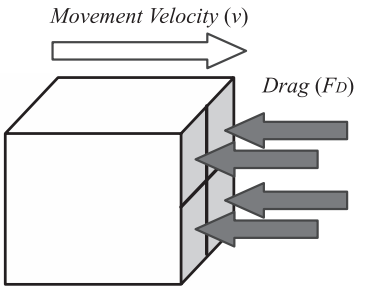


Fig. 2 Modeling drag

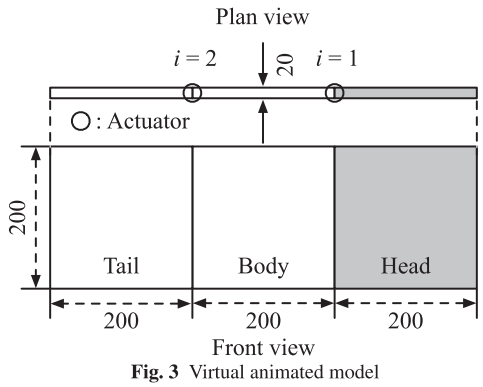


Fig. 3 Virtual animated model

F_B N は式 (1) で表される．

$$F_B = \rho V g \tag{1}$$

ここで，ρ kg/m^3 は流体の密度，g m/s^2 は重力加速度，そして，V m^3 は物体の体積である．

2.2 抗力のモデル化

流体中の抗力の大きさ F_D N は，流体力学の分野で解析的に求められた流れの動圧 $\frac{1}{2}\rho v^2$ kg/(m・s^2) と，物体の基準面積（相対速度に対する投影面積）S m^2 を利用し，式 (2) で人工的に生成する．

$$F_D = C_D \frac{1}{2}\rho v^2 S \tag{2}$$

ここで，C_D は抗力係数である．この手法では，うず等の流体の変化を考慮していない．しかしながら，有限要素法を用いた流体解析ソフトウェア ANSYS を利用し，流体中の平板の状態を計算した場合，抗力係数 C_D を適切に設定すれば，本手法との精度差が 4% 以内となる [15]．この結果から，C_D の設定を適切に行えば，十分な精度で運動計算が可能である．v は物体が移動した時の流体との相対速度である．再現性のある環境で人工生物の遊泳を実現するために，物体の表面を均一に等分し，等分した表面の重心において式 (2) を適用し抗力を求める．そして，各重心に対して法線方向と逆向きに求めた力を作用させる (図 **2**).

3. 人工生物モデル

本研究で使用する人工生物モデルは，複数の剛体プリミティブを関節で結合して作製し，その関節角度の制御により移動する．

3.1 遊泳人工生物モデル

実験で使用する人工生物の基礎となるモデルを図 **3** に示す．この人工生物は解析を容易とするために，同じ大きさの剛体 (直方体) を繋いで作成している．作成した人工生物は，関節の動きにより行動を可能にするため，関節の位置に 1 自由度で最大角度± 45 deg. を持つアクチュエータを設置した（図 **4**）．このアクチュエータに加えることができるトルクの最大値は制限している．人工生物の密度は，水と同じとし，重力と浮力は等しくなるように設定した．また，この人工生物の頭部には，頭の向きと目標位置との角度を計算するセンサを設置した（図 **5**）．このセンサは単眼性で視野角 270 deg. とし，死角となる位置に目標が存在した場合は，目標位置を認識しない．関節の制御には，以下の方法がある．

3.2 ルールベースによる制御

作成した人工生物を制御するルールが多く存在する．多くの研究では，前方の関節の角度を後方の関節へ伝播するように，正

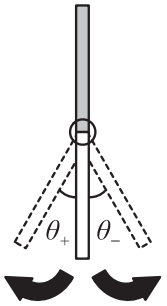


Fig. 4 Actuator (Plan view)

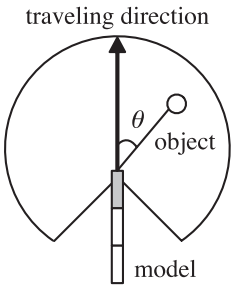


Fig. 5 Sensor (Plan view)

弦波のように剛体を振動させるウナギ型遊泳とよばれる方法が利用されている [12)13)]．この方法は式 (3) によって定式化される．

$$\theta_i = \theta_{max} \sin(2\pi f t + \phi_i) \tag{3}$$

ここで，i は関節 ($i = 1, 2$)，t は時間，θ_i は関節 i の角度，θ_{max} は最大出力角度（振幅），f は周波数，ϕ_i は位相を示す．各制御パラメータの遊泳に適する値は不明であり，経験的に定められる．しかしながら，この方法が最適であるかは不明であるため，進化計算を利用した人工ニューラルネットワーク (ANN) の結合重みの最適化 (Neuro-evolution) による制御を人工生物に適用する．

3.3 Neuro-evolution による制御

本研究で使用するモデルは 3 リンク又は多リンク構造であり，単純に遊泳行動のための制御を行うのは，きわめて難しい．そこで，人工生物の状態（傾き，センサ情報，関節情報）に応じて，自律的に関節を動かすために，ANN を関節の制御に利用し，ANN を学習で定める．ANN は階層型 3 層ニューラルネットワークを採用する．ここで，$W^1 = w^1_{jk}$ を入力層から中間層への結合重み，$W^2 = w^2_{kl}$ を中間層から出力層への重みとする．

ANN の入力には関節 i の角度 θ_i，角速度 ω_i，進行方向と目標との角度 ($\sin\theta, \cos\theta$) とし，センサが目標を認識しない場合，どちらも 0 を入力値とした．関節 i の目標角度 A_i を ANN の出力とした．ANN の伝達関数はシグモイド関数を採用し，中間層のニューロン数は，入力層のニューロン数と同じとする．また，ANN のバイアスは 0，シグモイド関数の最大ゲインを 2.0 とした．

Neuro-evolution では ANN の結合重み W^1，W^2 をランダムな値で初期化する．そして，結合重み W^1，W^2 を使用して，あらかじめ設定した時間（ステップ数）の間，それらの人工生物

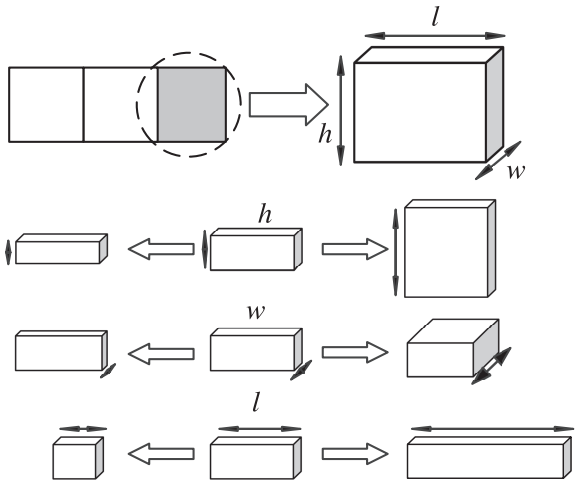


Fig. 6 Proportional transformation of parts for virtual animated model

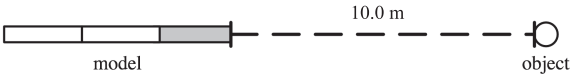


Fig. 7 Initialize state of an experiment (Plan view)

をシミュレーションし，その時に得られる評価に基づく淘汰により最適化を行い，目的の適応行動獲得を行う．

4. 人工生物の体重と移動能力の関係

人工生物が獲得する移動速度が，形状とどのような関係にあるかを調べる．はじめに，仮想水中環境内に人工生物を設置し，一定時間内に人工生物が目標に最短距離で近づく遊泳実験を行う．そして，獲得した遊泳行動に対して，移動速度の算出，関節の時系列角度の出力値の解析を行う．

4.1 人工生物の形状変換

様々な大きさの人工生物を作成するために，3 章で説明した人工生物の剛体プリミティブの大きさを変化させた．統計的に解析を容易にするために，人工生物のトポロジー（プリミティブ数 3，関節数 2）を同一とし，各剛体の大きさが同じになるように変換を行う．本実験では，各剛体プリミティブの寸法に対して，4 種類の変換を行った人工生物をそれぞれ使用した（図 **6**）．

- プリミティブの高さ h のみを変換 (0.5 倍，0.75 倍，1.0 倍，1.25 倍，1.5 倍，1.75 倍，2.0 倍)
- プリミティブの幅 w のみを変換 (0.5 倍，0.75 倍，1.0 倍，1.25 倍，1.5 倍，1.75 倍，2.0 倍)
- プリミティブの長さ l のみを変換 (0.5 倍，0.75 倍，1.0 倍，1.25 倍，1.5 倍，1.75 倍，2.0 倍)
- 三次元アスペクト比が一定 ($h : w : l$ が一定) になるように，高さ h，幅 w，長さ l を変換 (それぞれの要素を 0.5 倍，0.75 倍，1.0 倍，1.25 倍，1.5 倍，1.75 倍，2.0 倍)

作成したこれらの人工生物に対して，3 章で述べた Neuro-evolution による制御を適用する．

Table 1 Experimental conditions for ANN control

ANN	The number of rigid bodies for artificial creature	6
	The number of the neuron in the input layer	6
	The number of the neuron in the hidden layer	2
	The range of a joint angle	$[-45°, 45°]$
RCGA	Genotype	W^1, W^2
	Fitness	F
	Population	50
	1 Step	1/60s
	Simulation step	300
	Generation number	250
	Crossover Probability	0.15
	Mutation Probability	0.75
	Trial times	15

4.2 実験条件

目標を人工生物の正面に設置し，人工生物が一定時間内に遊泳で目標に最短距離で近づく実験を行った．人工生物と目標位置との距離を 10.0m に設定した (図 **7**)．人工生物の初速度は 0.0m/s としている．人工生物モデルを制御する ANN の結合重み W^1 と W^2 を遺伝子として，実数値型遺伝的アルゴリズム (RCGA) を適用して最適化（学習）を行う．表 **1** に ANN と RCGA の条件を示す．

RCGA の評価値は人工生物の頭部と目標との累積距離，式 (4) を採用した．

$$F = \sum_{t=0}^{T} |\boldsymbol{P}_o - \boldsymbol{P}(t)| \tag{4}$$

ここで T は総シミュレーションステップ数，$\boldsymbol{P}_o$ は目標位置の座標，$\boldsymbol{P}(t)$ はステップ t における人工生物の頭部の重心座標を示す．この評価値 F の最小化は最短距離で目標に人工生物を到達させる．作成した人工生物に対して，この最適化を 15 試行実施する．

RCGA の淘汰として，評価値 F に基づくランク選択を採用した．人工生物の振る舞いの多様性を保持するために，エリート選択（上位 5 個体）を行い，上位 5 体の複製を 2 個体ずつ生成する．また，ANN の結合重み W^1 と W^2 に対して，ブレンド交叉 [14] と突然変異を行う．更に，下位 5 個体を新しく生成した個体と入れ替え行い，人工生物の行動を学習させる．

4.3 実験結果及び考察

1 試行における世代数とエリート個体の評価値の関係を図 **8** に示す．図 8 から，評価値である人工生物と目標との累積は世代数が増えるにつれ，徐々に減少し，収束している．この結果から，行動獲得の学習が良好に行われているのが確認できる．次に，実験で獲得した異なる大きさの人工生物における最良個体の遊泳行動の目標までの移動速度を算出し，関節角度の時系列出力の解析を行う．

まず，プリミティブの高さ h のみを変換した場合の人工生物の体重と移動速度の関係を図 **9**，プリミティブの幅 w のみを変換した際の関係を両対数グラフとしたものを図 **10**，プリミティブの長さ l のみを変換した際とアスペクト比を一定にして変換した場合の関係を両対数グラフとしたものを図 **11** に示す．図 9 から，高さ h の変換は移動速度に影響を及ぼさない．また，幅

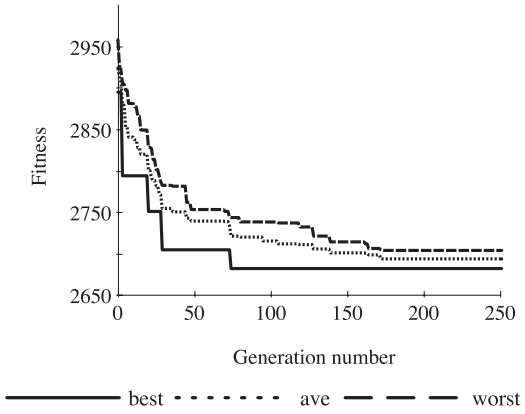


Fig. 8 Relation between the generation number and fitness

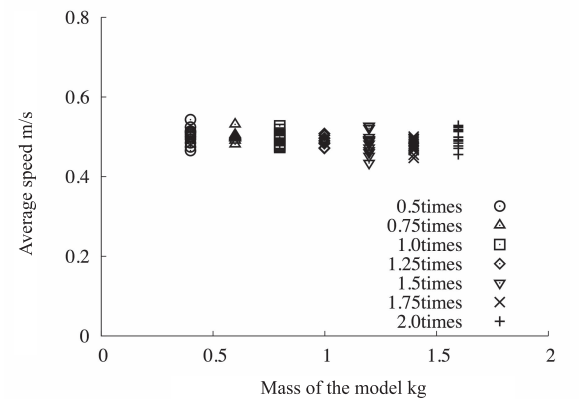


Fig. 9 Relation between the mass of the model and average speed (model's height changed)

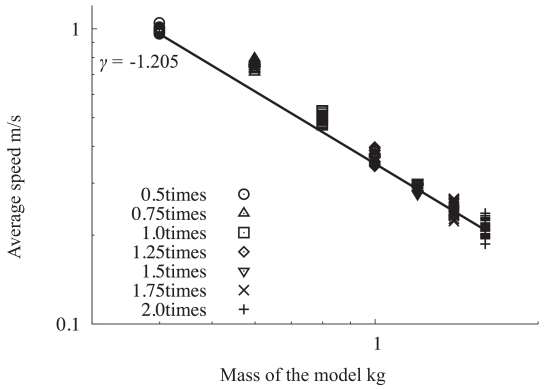


Fig. 10 Relation between the mass of the model and average speed (model's width changed)

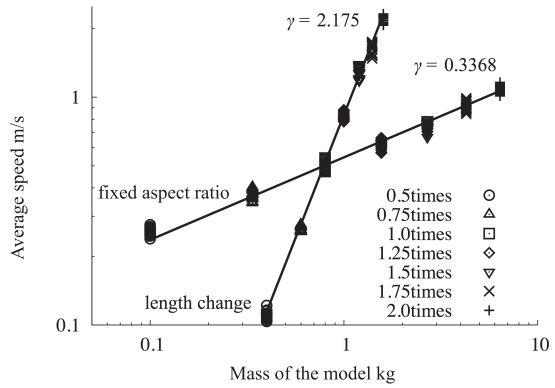


Fig. 11 Relation between the mass of the model and average speed (model's length changed and model's aspect fixed)

w の変換における体重と移動速度の関係はべき乗則に従うが，体重が増加するにつれ移動速度の減少が図 10 に示されている．図 11 では，長さ l の変換，アスペクト比を一定にして変換した際の体重と移動速度の関係はべき乗則に従い，現実の生物の体重と移動速度の関係のように，体重が増加するにつれ移動速度が増加する．これらの結果から，Neuro-evolution による制御を人工生物に適用し，獲得した行動を検討すると，現実世界と同様の関係が得られた．

また，今回作成した人工生物の遊泳行動獲得実験では，流体の抗力を考慮した 2 リンク機構制御とみなすことができるため数式化は難しい．しかしながら，Neuro-evolution による制御を人工生物に適用し，行動を最適化することで，人工生物を構成する剛体パーツの幅 w，長さ l が移動能力に大きな影響を及ぼすのが明らかになった．

次に，高さ h を変換した場合における高さが小さい人工生物と高さが大きい人工生物での最良個体の関節の角度の時間変化を図 **12**，**13** に示す．凡例の番号は人工生物の関節を先頭から順に番号付けしたものである．これらのグラフから，どちらの人工生物もルールベースと同様に，関節の角度が周期的に振動し，その角度を前方から後方へ伝播し目標に向かって進む．図 12，13 から，高さが大きい人工生物と比較すると，高さが小さい人工生物の関節の角度の周期が短い．高さが小さい人工生物は構成する剛体の慣性モーメントが小さいため，関節を速く振動する．一方，高さが小さい人工生物と比較すると，高さが大きい人工生物は，主に抗力を受ける表面積が大きくなるが，関節の軸と構成する剛体の重心との距離が変わらず，より大きな抗力差を生じない．これらの結果から，高さを変えた人工生物では，獲得する行動の移動速度が変化しない．

また，幅 w を変換した場合における幅が小さい人工生物と幅が大きい人工生物での最良個体の関節の角度の時間変化を図 **14**，**15** に示す．これらのグラフから，どちらの人工生物もルールベースと同様に，関節の角度が周期的に振動し，その角度を前方から後方へ伝播し目標に向かって進む．図 14 から，幅が小さい人工生物の場合，関節の角度の周期が短い．この人工生物は構成する剛体の慣性モーメントが小さいため，関節を速く振動している．一方，幅が大きい人工生物は，図 15 から，関節の角度の周期が長い．この人工生物は構成する剛体の慣性モーメン

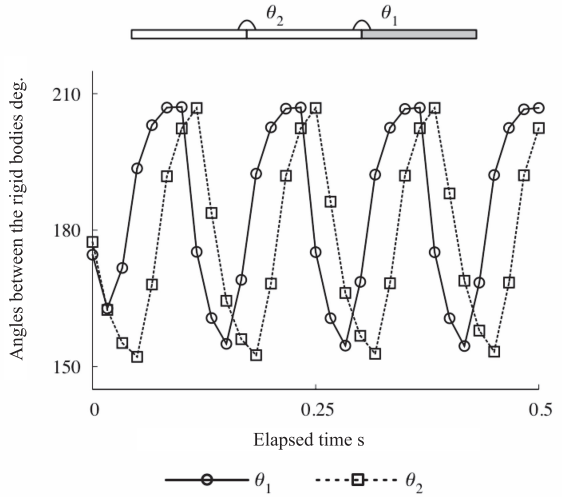


Fig. 12 Transition angles between the rigid bodies on the best individual (Lowest model)

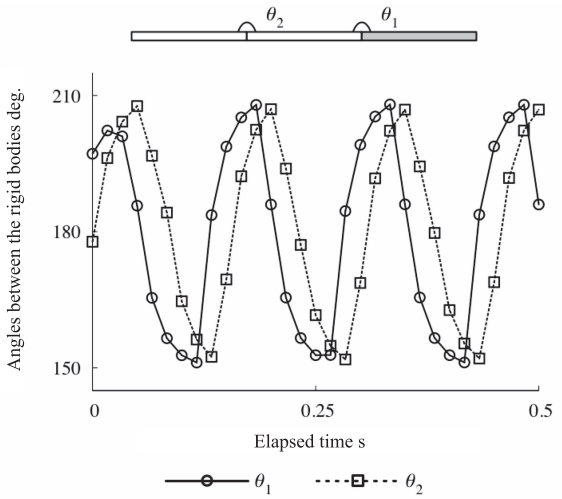


Fig. 13 Transition angles between the rigid bodies on the best individual (Highest model)

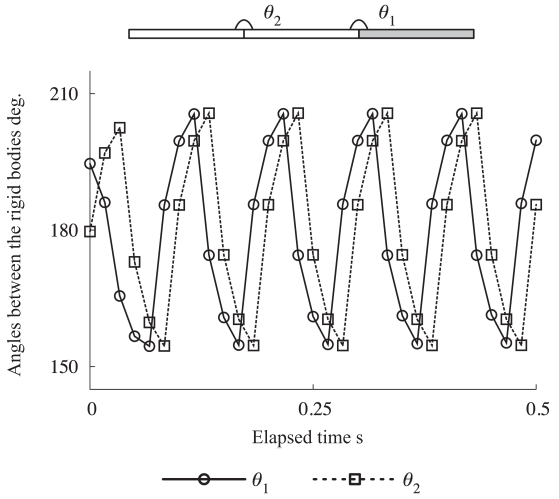


Fig. 14 Transition angles between the rigid bodies on the best individual (Thinnest model)

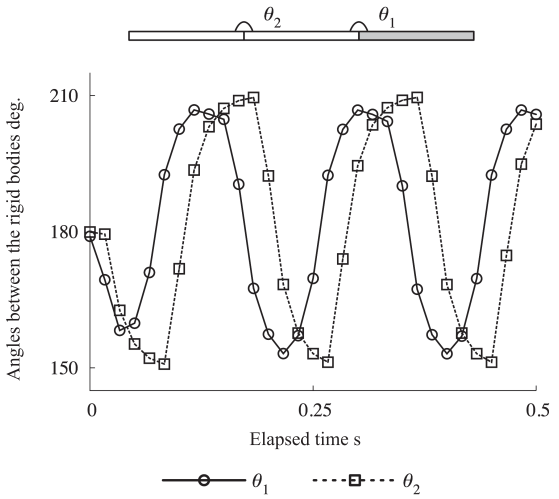


Fig. 15 Transition angles between the rigid bodies on the best individual (Widest model)

トが大きく，関節をゆっくり振動する．これらの結果から，幅を変えた人工生物では，主に抗力を受ける表面積が変化しないため，構成する剛体の慣性モーメントが大きい場合，獲得する行動の移動速度が遅くなる．

アスペクト比を一定として変換した際の全長が小さい人工生物と全長が大きい人工生物における最良個体の関節の角度の時間変化を図 **16**，**17** に示す．これらのグラフから，どちらの人工生物もルールベースと同様に，関節の角度が周期的に振動し，その角度を前方から後方へ伝播することで目標に向かって進む．図 16，17 から，長さが大きい人工生物と比較すると，長さが小さい人工生物の関節の角度の周期が短い．つまり，長さが小さい人工生物を構成する剛体の慣性モーメントが小さく，主に抗力を受ける表面積が小さくなるため，この人工生物は関節を速く振動する．一方，長さが小さい人工生物と比較すると，長さが大きい人工生物は，主に抗力を受ける表面積が大きく，関節をゆっくり振動し，関節を曲げた状態を維持して推進力を生成する．また，関節の軸と構成する剛体の重心との距離が大きくなり，より大きな抗力差を生じる．更に，全長 l を変換した場合は，アスペクト比を一定として変換した場合に比べて，構成する剛体の慣性モーメントが小さく，アスペクト比を一定として変換した場合よりも，より大きな推進力を得る．

これらの考察から，Neuro-evolution による制御は，人工生物の形状に応じた学習行動を獲得する．

5. 人工生物の関節数と移動能力の関係

次に 3 章で説明した人工生物の全長を一定とし，トポロジー（プリミティブ数とジョイント数）を変化させ，人工生物の関節数と移動能力にどのような関係があるかを調査する．解析を容易とするために，構成する剛体プリミティブの大きさは，全体の大きさが同一となるような N 関節モデルとして作成した (図 **18**)．ここで，関節数 N は範囲 [2,9] の自然数とした．これらの人工生物に対して，3 章で説明した Neuro-evolution による制御を適用し，4 章で行った実験を同様に行う．

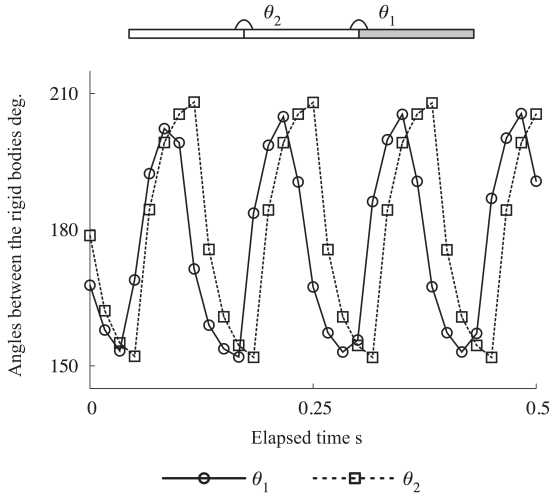


Fig. 16 Transition angles between the rigid bodies on the best individual (Shortest model)

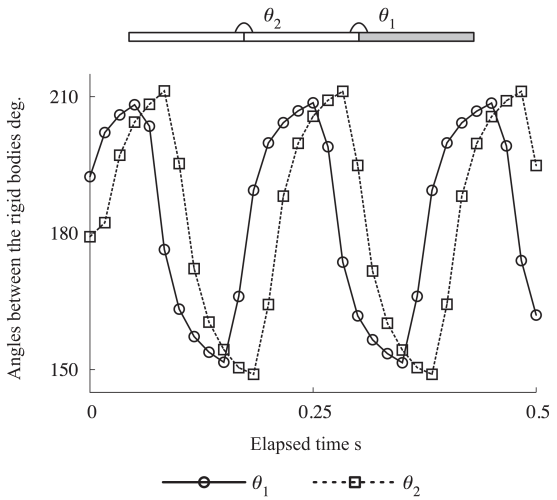


Fig. 17 Transition angles between the rigid bodies on the best individual (Longest model)

5.1 実験条件

4 章で行った実験と同様に，目標を作成した人工生物の正面に設置し，人工生物が制限時間内に遊泳により目標にできるだけ近づく実験を行う．人工生物と目標位置との距離を 10.0m に設定した (図 7). 人工生物を制御する ANN の結合重み W^1 と W^2 を遺伝子として，実数値型遺伝的アルゴリズム (RCGA) を適用して学習を行う．表 **2** に ANN と RCGA の条件を示す．RCGA の評価値は 4 章と同様に人工生物の頭部と目標との累積距離を採用した（式 4）. この評価値 F を最小化するように学習を行い，作成した各 N 関節モデルに対して 15 試行実施する．

5.2 実験結果及び考察

15 試行における N 関節モデルと目標位置に進む際の平均速度の関係を図 **19** に示す．この結果から，関節数が少なくても多くても，目標に速く進めないことがわかる．つまり，全長に応じて速く進むために最適な関節数が存在する．次に，2 関節モデル，5 関節モデルでのでの最良個体における各経過時間での各剛体間結合部の角度を図 **20**，**21** に示す．どちらのモデルの最良個体も，ルールベースのように関節の角度を周期的に振動し，その角度を前方から後方へ伝播して前方に進む．図 20 から，2 関節モデルは，抗力を主に受ける表面積が大きいため，ゆっくり大きく振動して推進力を生成する．図 21 から，5 関節モデルは，抗力を主に受ける面積が小さいため，より速く小さく振動を行い，推進力を生成する．しかし，N が大きすぎる場合，抗力を主に受ける面積が小さすぎるため，推進力が得ることができず，移動速度が小さくなる．これらの結果から，Neuro-evolution を利用し，人工生物の関節数に応じた最適な遊泳行動を獲得し，かつ大きさが同じであれば最適な関節数が存在することが示される．

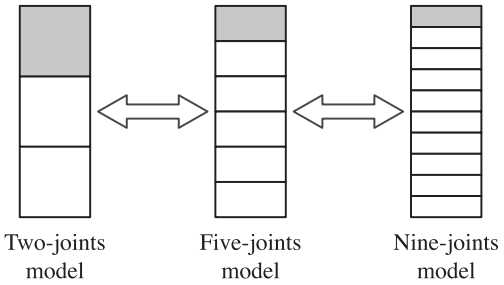


Fig. 18 Virtual N-joints Model

Table 2 Experimental conditions for ANN control

ANN	The number of joints for artificial creature	N
	The number of the neuron in the input layer	$2N$+2
	The number of the neuron in the hidden layer	$2N$+2
	The number of the neuron in the output layer	N
	The range of a joint angle	$[-45°, 45°]$
RCGA	Genotype	W^1, W^2
	Fitness	F
	Population	50
	1 Step	1/60s
	Simulation step	300
	Generation	250
	Crossover Probability	0.15
	Mutation Probability	0.75
	Trial times	15

6. 結　　論

本研究では，人工生物の形状と移動能力の関係を明らかにするために，流体の影響を考慮した仮想環境内で，剛体を関節でつなげた人工生物を設置し，人工生物の行動獲得実験を行った．人工生物の関節の制御には Neuro-evolution を適用した．獲得した行動に対して，移動速度の算出，関節の時系列出力値の解析を行い，以下の結果を得た．

(1) Neuro-evolution を適用した制御を利用し，人工生物の形状に応じた学習行動を獲得することを明らかにした．

(2) 構成する剛体プリミティブを変更した異なる大きさの人工生物の行動獲得実験を行い，人工生物の体重と獲得する移動速度の関係が，実際の生物の体重と移動速度の関係と同

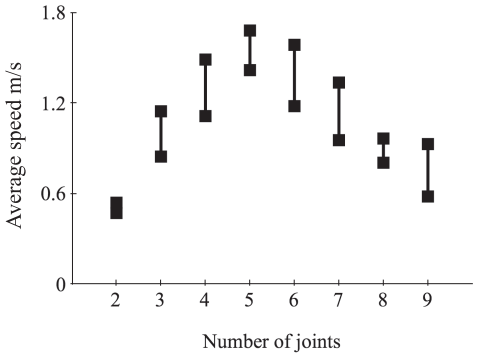


Fig. 19 Relation between the number of joints for virtual animated model and the average speed

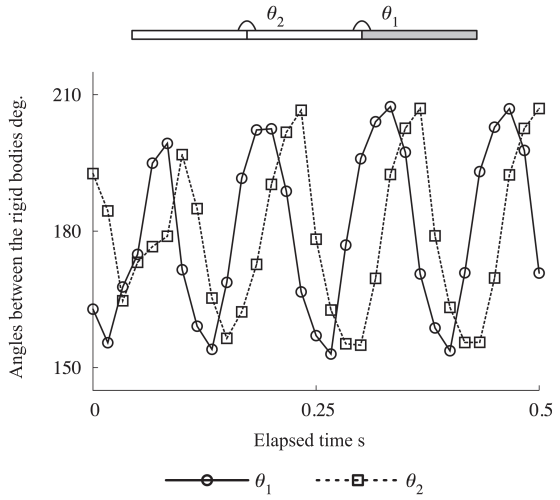


Fig. 20 Transition angles between the rigid bodies on the best individual (Two-joints model)

様に，べき乗則に従うことを明らかにした．

(3) 人工生物の全長を固定にし，トポロジーを変更した N 関節モデルの行動獲得実験を行い，全長に応じて速く進むために最適な関節数が存在することを明らかにした．

今後の課題として，人工生物の密度を変更することで，環境の違いによって行動獲得にどのような影響があるかを調査する．また，化石などの絶滅した動物の簡易人工生物を作成し，進化計算を利用して，どのような振る舞いを獲得するかを調査し，”life-as-it-could-be”を実現する．

参 考 文 献

1) K. Sims: Evolving virtual creatures. Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques, (1994) 15.

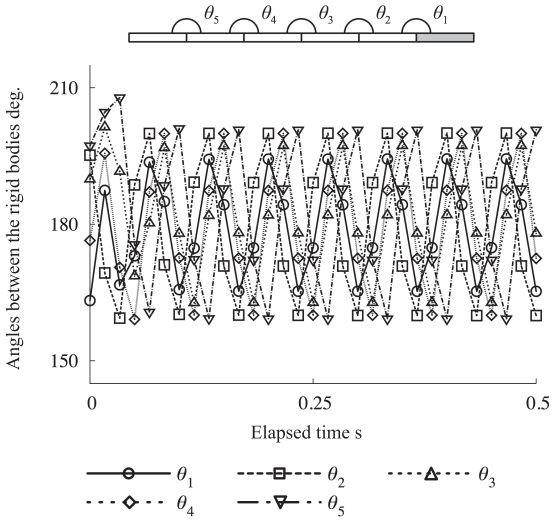


Fig. 21 Transition angles between the rigid bodies on the best individual (Five-joints model)

2) K. Sims: Evolving 3D morphology and behavior competition, Proceedings of the Fourth International Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems, MIT, Cambridge, MA, USA, (1994) 28.
3) I. Tanev, T. Ray, and A.Buller: Automated evolutionary design, robustness, and adaptation of sidewinding locomotion of a simulated snake-like robot, IEEE Transactions On Robotics, **21**, 4, (2005) 632.
4) N. Chaumont, R. Egli, and C. Adami,: Evolving Virtual Creatures and Catapults, Artificial Life, **13**, 2, (2007), 139.
5) T. Miconi: In Silicon No One Can Hear You Scream: Evolving Fighting Creatures, Lecture Notes in Computer Science, 4971, (2008) 25.
6) S. Koshizuka, A. Nobe, and Y. Oka: Numerical analysis of breaking waves using the moving particle semi-implicit method, International Journal for Numerical Methods in Fluids, **26**, 7, (1998) 751.
7) M. Lentine, J. Gretarsson, C. Schroeder, A. Robinson-Mosher, and R. Fedkiw: Creature Control in a Fluid Environment, IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, (2010) 682.
8) Y. Usami: Re-examination of swimming motion of virtually evolved creature based on fluid dynamics, Advances in Artificial Life, (2007) 183.
9) 中村啓太, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志: 物理法則に基づく物体の水環境の構築, In 2008 年度精密工学会春季大会学術講演会, (2008) 1001.
10) K. Nakamura, I. Suzuki, M. Yamamoto, and M. Furukawa: Acquisition of Swimming Behavior on Artificial Creature in Virtual Water Environment, In Advances in Artificial Life, ECAL 2009:10th European Conference, Revised Selected Papers, **1**, 5777, (2011) 99.
11) Peters, R. Henry: The ecological implications of body size, Cambridge University Press (1983).
12) A. Azuma: The biokinetics of flying and swimming, Springer-Verlag, (1992).
13) S. Imai, H. Mizoguchi, and E. Inagakii: Proposition of new control method of Eel-like swimming robot for swimming in narrow water ways, 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, (2008) 681.
14) L. J. Eshelman and J. D. Schaer: Real-Coded Genetic Algorithms and Interval-Schemata, Foundations of Genetic Algorithms, 2, (1993) 187.
15) M. Furukawa, M. Morinaga, M. Watanabe, I. Suzuki and M. Yamamoto: Artificial Flying Creature by Flapping, 2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, (2010) 624.