



人工生物の形態進化における獲得形態の評価*

—タスク難易度が及ぼす獲得形態への影響—

岩館 健司** 鈴木 育男** 渡辺 美知子** 山本 雅人*** 古川 正志†

Evaluation of Acquired Morphologies on Evolution of Virtual Creatures
- Influence of Task Complexity to Acquired Morphologies -

Kenji IWADATE, Ikuo SUZUKI, Michiko WATANABE, Masahito YAMAMOTO and Masashi FURUKAWA

This study considered the influence of task complexity on evolution of virtual creatures. Creatures consist of rigid primitives, joints, and neural controller and these parameters are evolved with real number coded genetic algorithm. Creatures are evaluated in a virtual environment that implemented physical forces for achieving various simple tasks such as walking, pursuit toward a target, and evasion from obstacles. Acquired shapes of creatures are classified into 4 types according to a feature value named “number of branches”. Experimental results showed that the creature has a specific number of branches obtained a high fitness.

Key words: evolutionary robotics, genetic algorithm, artificial neural network, virtual creatures, artificial life

1. 緒 言

生物が持つ形態的特徴の理解やロボットの形状設計の自動化等を目的として人工生物の形態進化に関する研究が盛んに行われてきた。形態とは、物理的な身体(形状)、およびそれを制御するための意思決定機能(動作)を意味する。形態進化の分野における代表的な研究論文として Sims による三次元の仮想物理空間における人工生物の形態進化の研究¹⁾が挙げられる。人工生物は複数の剛体とそれを接続する接続部から成る身体を持ち、センサ、神経系から成る意思決定機能により自律的な身体制御を行う。Sims はこれらの形態情報を有向グラフによる遺伝子として表現し、実数値遺伝的アルゴリズムにより遺伝子を最適化することで、歩行、遊泳、ジャンプ、目標追跡等、様々なタスクを達成する人工生物の形態を自動的に獲得する方法論を示した。Sims の研究は形態進化の分野における先駆的かつ基盤的な成果として広く浸透し、応用事例として、複雑なタスク達成のためのアプローチ⁸⁾、進化における遺伝的多様性の調査と実機制作¹⁶⁾等、多くの研究成果が報告されている³⁾⁻¹⁶⁾。一方で、これらの研究は評価値の改善や最適化の効率化、遺伝的な多様性を議論するものが大半を占め、本来主役となる人工生物そのものが獲得した形態特徴(手脚の本数、体節の数や接続関係、動作パターン等)については深く議論されていない。近年の論文において、獲得された人工生物の形態的多様性³⁾や、物理環境の差異が及ぼす形態への影響の調査⁴⁾が報告されているが、いずれも人工生物の形態を幅、高さ、重さ等の巨視的な観点でしか評価しておらず、人工生物が獲得した多様な形態特徴のうちどの部分がタスク達成に貢献するかは明らかとなっていない。人工生物に与え

る環境やタスクについても、単一の環境、タスクに対して独立に分析するものが大半を占め、それぞれの環境、タスク間で生じる形態特徴の差異の定量的な比較検討は行われていない。そこで本稿では、様々なタスクの下で人工生物の形態進化を実施し、タスクの種類、難易度が獲得された人工生物の形態特徴に及ぼす影響について報告する。人工生物の意思決定機能として簡易的な人工ニューラルネットワークを、進化的手法として実数値遺伝的アルゴリズムを採用した。人工生物の形態特徴を評価する指標として体節の分岐数を定義し、これにより特定の体節の分岐数を持つ人工生物の評価が特異的に高くなることを示した。

2. 人工生物の形態進化

人工生物の形態進化の手法として実数値遺伝的アルゴリズム (Real Number Coded Genetic Algorithm: RCGA)を採用した。遺伝的アルゴリズムは J.H. Holland によって提案された最適化アルゴリズムである。生物の遺伝子と生態系の仕組みを模倣し、遺伝子が環境に適應する性質を利用して最適化を実現する。RCGA による人工生物の形態進化の概要を図 1 に、手順を以下の(1)~(5)に示す。

- (1) 人工生物の設計図となる遺伝子群をランダムな値で初期化する
- (2) 設計図(遺伝子:Genotype)から人工生物(形質:Phenotype)へ翻訳する
- (3) 翻訳された人工生物に様々なタスクを与え、達成度をスコア量として評価する
- (4) 人工生物の評価を基に遺伝子に対して遺伝演算を加える
- (5) 終了条件を満たす場合終了し、満たさない場合(2)へ戻る

以下、3 章で人工生物の遺伝子設計と翻訳、4 章で仮想物理環境における人工生物の評価、5 章で遺伝演算について述べる。

* 原稿受付 平成 27 年 12 月 4 日

掲載決定 平成 28 年 2 月 29 日

** 正 会 員 北見工業大学 (北海道北見市公園町 165 番地)

*** 正 会 員 北海道大学 (北海道札幌市北区北 14 条西 9 丁目)

† 正 会 員 北海道情報大学 (北海道江別市西野幌 59-2)

3. 人工生物の遺伝子設計と翻訳

本章では人工生物の形態の遺伝子設計について述べる。人工生物は三次元形状を持ち、図 2(a)に示す立方体の剛体プリミティブ(以下、パーツと呼ぶ)による形状、パーツを接続する接続部、接続部を制御する制御器から構成される。表 1 に示すパーツの形状情報、接続情報、および制御情報を遺伝子とする。遺伝子は一次元の変長配列として定義され、各情報がパーツごとに順に格納される。すべての遺伝子の値は[0,10000]の整数値として与えられ、翻訳する情報に応じて表 1 に示す適切な範囲にスケールされる。以下に、設計図である遺伝子(Genotype)から人工生物である形質(Phenotype)への翻訳方法について述べる。

3.1 形状情報の翻訳

人工生物は複数のパーツを接続部により接続することで生成する。このとき、シミュレーション環境の原点に翻訳の開始点となるパーツが設置され、遺伝子を先頭から読み取り次々にパーツを接続していく。翻訳の開始点となるパーツをルートパーツ、接続元のパーツを親パーツ、接続先のパーツを子パーツと呼ぶ。接続元となる親パーツは親番号を決定する遺伝子 n により指定される。親パーツに対する子パーツの接続位置は接続面番号 A_S と接続座標 P_S により決定される。 A_S は図 2(a)に示した立方体の各面を表し、 P_S は図 2(b)に示すような立方体の表面上の任意の一点を表す。子パーツは、親パーツの中心点と P_S を結ぶベクトルが接続面 0 の法線ベクトルと一致するように接続される。立方体の各面は 1 つだけ子パーツの接続を許容し、接続候補面に既に別の子パーツが存在する場合、既存の子パーツの子パーツとして接続される。子パーツのサイズは親パーツのサイズを基準として図 2(b)に示すように相対スケール r で決定される。本研究では生物の基本的な特徴の一つである左右対称な形状を生成するため、人工生物の半身のみを生成し、反対側にその複製を生成した。図 2(c)に翻訳された人工生物の一例を示す。

3.2 接続情報の翻訳

人工生物を構成する各パーツの接続部は $[-\pi/2, \pi/2]$ [rad]の可動域を持ち、式(1)に示した周期関数に従う角速度 ω_i による角速度制御で駆動する。

$$\omega_i = A_i \sin(2\pi f t + \varphi_i + \rho_i) \quad (1)$$

ここで周波数 f は定数 3[Hz]とし、遺伝子の接続情報により運動の振幅 A_i 、周期運動の位相 φ_i 、および接続部の運動方向 d_r を決定する。図 3(a)に接続部の駆動方向の翻訳について示す。駆動方向を表す遺伝子 d_r は[0,2]の整数で与えられ、 $d_r=0$ の場合に固定、 $d_r=1$ の場合に横向き、 $d_r=2$ の場合に縦向きに駆動する。位相 φ_i は生物の移動に有効な位相パターンを獲得させることを目的として与えたパラメタである。図 3(b)に生成された接続部と各接続部が持つ親パーツからの位相 φ_i を時計の針として各接続部上に描画した例を示す。時計の 12 時が位相 0 を示す。 ρ_i は後述する制御器から与えられる制御量であり、 φ_i と独立に周期運動の位相に作用する。

3.3 制御情報の翻訳

人工生物の各パーツにはセンサの属性を付加可能であり、センサ属性を与えられたパーツは環境情報を取得し、後述する制御器へ入力する。本研究では光源に向かう移動タスクを取り扱うため、センサとして環境中に置かれた点光源からの光の強度

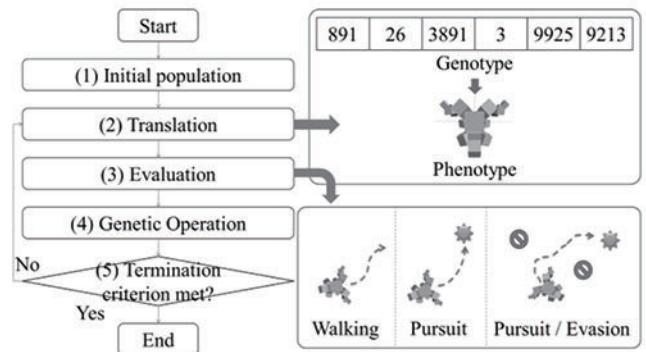


Fig. 1 Process of evolution

Table 1 Genetic code

Information for a shape	
Parent Number n	$[0, M_{\max})$
Relative scale r	$[0.5, 1.0]$
Index of surface A_S	$[0, 5]$
Joining position $P_S = (p_u, p_v)$	$[-1.0, 1.0]$
Information for a joint	
Amplitude A	$[0.0, 10.0]$
Phase φ	$[-\pi, \pi]$
Driving direction d_r	$[0, 2]$
Information for a controller	
Sensor Enable/Disable E	$[\text{enable}, \text{disable}]$

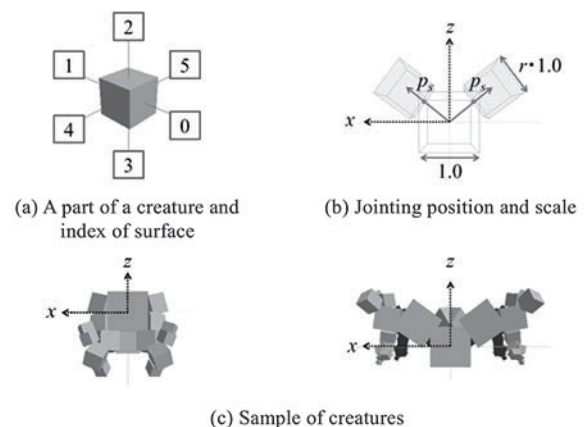


Fig. 2 Genetic translation for a shape

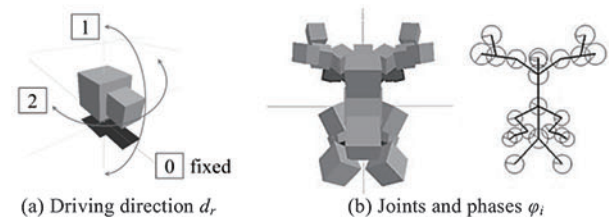


Fig. 3 Genetic translations for a joint

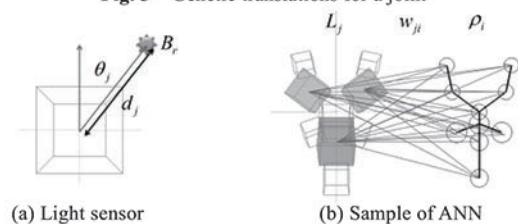


Fig. 4 Genetic translations for a controller

を感知する光学センサを採用した。光学センサには指向性を設

定し、図 4(a)に示すように点光源から受ける光の強度 L_j を式(2)に従って取得する。

$$L_j = B_r \exp(-d_j^2/2D^2) \cos \theta_j \quad (2)$$

ここで j はセンサ番号、 B_r は点光源の輝度、 d_j は点光源とセンサの距離、 θ_j は点光源とセンサのなす角度、 D は点光源の拡散範囲を示す。センサにより取得された情報は生物の制御器に入力される。制御器には生物の神経細胞ネットワークのモデルとして知られる単層の人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network: ANN)を採用した。図 4(b)に ANN の生成例を示す。図中の濃色のパーツは光学センサを示す。ANN はセンサ数と同数の入力細胞、接続部の数と同数の出力細胞を持ち、センサ入力 L_j に応じた接続部への位相制御量 ρ_i 出力することで人工生物の行動を制御する。ANN を構成する各神経細胞の入力は式(3)に示すようにセンサ信号 L_j の線形和として与え、出力は式(4)の sigmoid 関数 $g(u_i)$ で計算する。ここで i は接続部番号、 u_i は神経細胞への入力、 w_{ji} は神経細胞間の結合強度、 τ は温度計数である。

$$u_i = \sum_j w_{ji} L_j \quad (3)$$

$$\rho_i = g(u_i) = \frac{1}{1 + e^{-u_i/\tau}} \quad (4)$$

4. 仮想物理環境における人工生物の評価

本章では、仮想物理環境における人工生物の形態の評価について述べる。生成された生物の形態の評価は重力、慣性、摩擦、反発等の基本的な物理演算を実装した仮想物理環境で行う。物理環境の構築には NVIDIA 社より提供されている物理エンジン PhysX²¹⁾を採用した。RCGA による最適化を実施する場合、生物の評価基準をスカラー関数として定義する必要がある。本研究では様々なタスクを想定した複数の評価関数による形態獲得実験を実施し、獲得される形態について調査する。本稿では以下に示す 3 つのタスクによる形態獲得について述べる。

4.1 移動行動の獲得(移動タスク)

人工生物に与えられる最も単純なタスクとして移動量の最大化が考えられる。以下、このタスクを移動タスクと呼ぶ。移動タスクでは光源の設置が不要であるため、生物のセンサ、および制御器による出力 ρ_i を無効化する。最適化の方策として、人工生物が生成された座標から移動した距離を最大化する。また、人工生物の転がりによる移動を防ぐため、ルートパーツの重心まわりの角速度の絶対値の最小化を評価に含める。評価関数は式(5)のように設定する。

$$f_{dist} = \sum_{t=0}^{T-1} \frac{d_t}{1 + |a_t|} \quad (5)$$

ここで t は時刻、 d_t はルートパーツの重心と原点座標の距離、 a_t はルートパーツの重心まわりの角速度である。

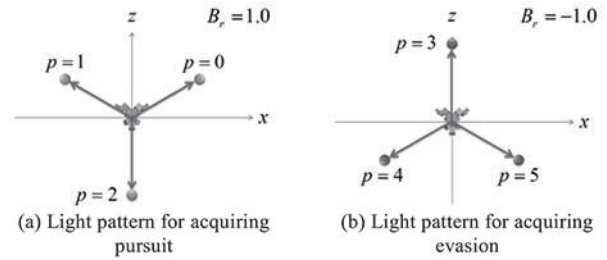


Fig. 5 Light pattern

4.2 光源への追跡行動の獲得(追跡タスク)

4.1 節のタスクを発展させた難度の高いタスクとして、目標物への追跡行動の獲得が考えられる。本研究では光源を目標物とし、光源への追跡行動を達成する人工生物の獲得を実施した。以下、このタスクを追跡タスクと呼ぶ。任意の座標に置かれた光源に対する汎用的な追跡行動を獲得するため、図 5(a)に示す周囲 3 パターンの光源位置による評価を実施し、その積を評価値とした。最適化の方策として、光源から受ける光の強度と光源に向かう速度が大きい程理想的な追跡行動として評価し、その最大化を行う。そのため、評価関数は式(6)のように設定する。

$$f_{pursuit} = \prod_{p=0}^{P-1} \sum_{t=0}^{T-1} \frac{v_{p,t} L_{p,t}}{1 + |a_{p,t}|} \quad (6)$$

ここで t は時刻、 p は光源パターン、 $v_{p,t}$ は人工生物の移動量の光源方向成分、 $L_{p,t}$ はセンサから得られる光の強度の合計値、 $a_{p,t}$ はルートパーツの重心まわりの角速度である。

4.3 光源追跡と障害物回避の獲得(追跡/回避タスク)

4.2 節の発展として、フィールド上に負の輝度($B_r = -1.0$)をもつ光源(障害物)が置かれた場合を想定し、正の輝度を持つ光源への追跡行動と負の輝度を持つ光源の回避行動を同時に達成する人工生物の獲得を実施した。以下このタスクを追跡/回避タスクと呼ぶ。評価関数は 4.2 節と同様に式(6)で与え、新たに図 5(b)に示す負の輝度を持つ光源パターンを追加し、6 パターンの積で評価した。

5. 遺伝演算

本章では、人工生物が持つ遺伝子に加える遺伝演算について述べる。現実の生物が持つ遺伝子の仕組みを模倣した遺伝演算として、再生(Reproduction)、交叉(Crossover)、突然変異(Mutation)の三種類を実装した。この遺伝演算により人工生物が持つ設計図である遺伝子が増加し、新たな人工生物を生成する。以下に各遺伝演算について述べる。

5.1 再生(Reproduction)

再生は無性生殖を模倣した遺伝演算である。評価の高い遺伝子を持つ人工生物が自らのコピー(子孫)を残し、評価の低い遺伝子を持つ人工生物が淘汰されることで、次世代の遺伝子群が決定する。本研究では、評価の高い人工生物を一定数ずつ複製し、評価の低い人工生物と置き換えるエリート選択を採用した。

5.2 交叉(Crossover)

交叉は有性生殖を模倣した遺伝演算である。二つの人工生物の遺伝子を掛け合わせることで新たな遺伝子を生成する。本研究では交叉点を二点選び、二点間の遺伝子を一定の確率 P_c で交換する二点交叉を採用した。パーツ数によって長さの異なる遺

伝子同士を交叉するため、二つの交叉点はパーツ数の少ない人工生物の遺伝子長を最大値とする一様乱数で決定した。

5.3 突然変異(Mutation)

突然変異は遺伝子のコピーエラーを模倣した遺伝演算である。これにより確率的に新たな遺伝子を生成する。本研究では各遺伝子の値に対して一定の確率 P_m で平均 $\mu=0$ 、分散 $\sigma=10000/3$ に従う正規乱数を発生し、小数点以下を切り捨てた値を足し合わせることで値を変更する方法を採用した。

6. 形態獲得実験

表2に示した実験条件により、各タスクについて100回の形態獲得実験を実施した。各タスク設定において獲得された人工生物の形状の一例を図6~8に示す。図中の◆はルートパーツを、黒線はパーツ同士の接続を示す。ここで、獲得された生物が持つ形状をルートパーツからの体節の分岐構造の違いによりワーム型(図6~8(a)), 二脚型(図6~8(b)), 三脚型(図6~8(c)), 四脚型(図6~8(d))の4タイプに分類した。以下に各実験における評価値の推移、獲得された人工生物の形状特徴、および動作特徴について述べる。

6.1 評価値の推移

各実験における最適化の世代数と評価値の推移の平均を図9に示す。max, ave, min はそれぞれ、各世代における評価の最大値、平均値、最小値を示す。世代が進むにつれて評価値が改善していることが確認できる。移動タスクとその他のタスクでは縦軸に示した評価値のスケールが大きく異なるが、これは評価に用いた値が距離であるか、速度であるかの差異に起因するものである。いずれの評価値も、値が大きい程評価が高いことを意味する。最も評価の高い個体には遺伝演算を施さない処理(エリート保存)を採用しているため、いずれの評価値も単調増加するが、タスク難度の低い移動タスクと比較して、難度の高い追跡タスク、追跡/回避タスクの評価値の収束にはより多くの世代が必要となることが確認された。

6.2 形状特徴の解析

獲得された人工生物の形状特徴量として、生物を構成するパーツ数と生物が持つ体節の分岐構造に着目し、それぞれの特徴量について解析した。

6.2.1 パーツ数の分布と評価値

各タスクごとの100回の実験により獲得された人工生物のパーツ数の平均と分散、および評価値との関係について解析した。各タスクごとに得られた生物のパーツ数の平均値は移動タスクで27.4、追跡タスクで26.0、追跡/回避タスクで26.5となり、t検定($p<0.05$)による有意な差は見られなかった。分散は移動タスクで11.5、追跡タスクで13.4、追跡/回避タスクで10.9となり、追跡タスクと追跡/回避タスク間でF検定($p<0.05$)による有意な差が見られた。図10に各タスクにおける実験で獲得された生物のパーツ数と評価値の分布を示す。横軸にパーツ数、縦軸に評価値を示す。破線は高い評価を得た優良個体群、一点鎖線は集団全体の評価値の平均値を示す。移動タスク(図10(a))では優良個体がパーツ数に依存せず広く分布しているのに対し、追跡タスク(図10(b)), および追跡/回避タスク(図10(c))ではパーツ数23の個体が特異的に高い評価値を獲得することが明らかとなった。この結果より、タスクにより高い評価を得るために有効なパーツ数が特定の領域に制限されることが明らかとなった。また、難度の高い追跡タスク、追跡/回避タスクでは優良個体の評価値と集団全体の評価値の平均値の差が拡大した。

Table 2 Parameter for optimization

Genetic algorithm	
Population N	100
Generation G	300
Crossover probability P_c	0.2
Mutation rate P_m	0.01
Evaluation	
Evaluation time T	10 [sec]
Maximum length of gene M_{\max}	20
Minimum length of gene M_{\min}	3

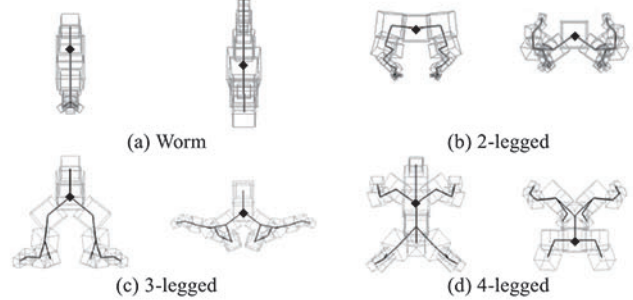


Fig. 6 Creatures evolved for simple walking

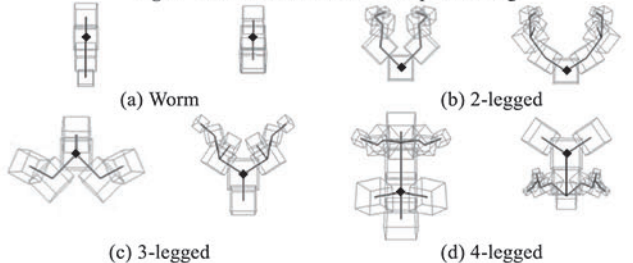


Fig. 7 Creatures evolved for pursuit

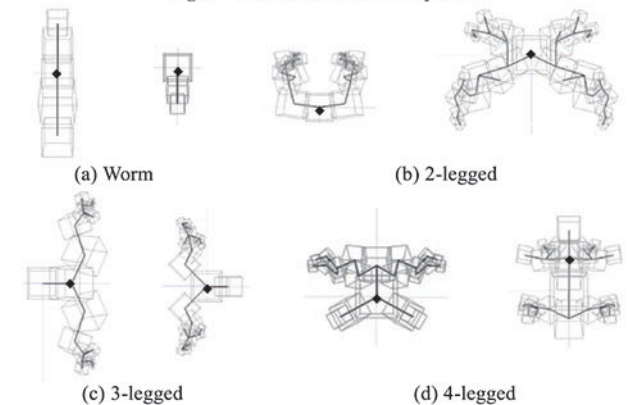


Fig. 8 Creatures evolved for pursuit and evasion

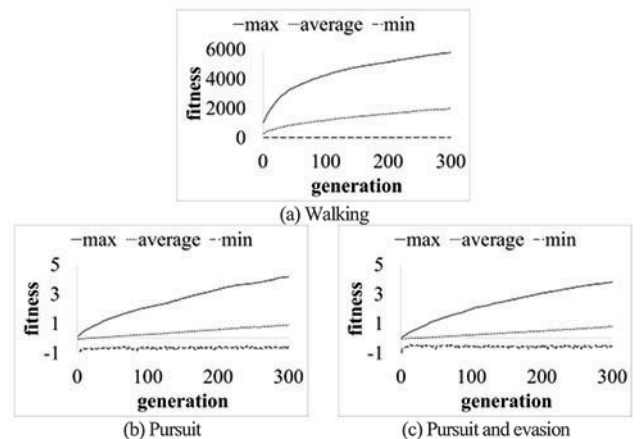


Fig. 9 Transition of fitness

6.2.2 体節の分岐構造の分布と評価値

獲得された人工生物の形状を分類するため、形態獲得実験で得られた人工生物が持つ体節の分岐構造について調査した。ここで、生物が持つ体節の分岐構造を定量的に表す特徴量として分岐数 N_b を定義する。分岐数は式(7)により計算されるスカラー量であり、人工生物のルートパーツを根とする木構造の階層の深さ i を小数の桁に、各階層に存在するパーツの数 d_i を各桁の値に対応させた特徴量である。分岐数の計算例を図 11 に示す。図 11(a) に示す人工生物の場合ルートパーツを根とする木構造は図 11(b) となる。ルートパーツに接続されている子パーツの数は 3 であり、一つ下の階層に存在する子パーツの数は 2 であるため、分岐数は 3.2 と計算される。理論的に各桁の値は 9 を超えて繰り上がる場合が想定されるが、実験で獲得された形態において繰り上がりが観測されなかったため、人工生物の持つ分岐構造の把握のし易さの観点から 10 進数を採用した。

$$N_b = \sum_{i=0} (d_i \times 10^{-i}) \quad (7)$$

図 6~8 に示した人工生物の例のうち、ワーム型の分岐数は [1.0,3.0]、二脚型は [2.0,3.0]、三脚型は [3.0,4.0]、四脚型は [3.2,5.0] の値をとる。

各タスクごとに得られた生物の分岐数の平均値は移動タスクで 3.19、追跡タスクで 2.63、追跡/回避タスクで 2.77 となり、移動タスクと他の 2 タスク間で t 検定 ($p < 0.05$) による有意な差が見られた。分散は移動タスクで 0.73、追跡タスクで 1.11、追跡/回避タスクで 1.13 となり、移動タスクと他の 2 タスク間で F 検定 ($p < 0.05$) による有意な差が見られた。図 12 に各タスクにおける実験で獲得された個体の分岐数と評価値の分布を示す。横軸に分岐数、縦軸に評価値を示す。破線は高い評価を得た個体群を示す。移動タスク(図 12(a))ではワーム型、二脚型、三脚型、四脚型すべてに高い評価を得た個体が存在するが、追跡タスク、追跡/回避タスク(図 12(b),(c))ではワーム型、二脚型、の評価値が下がり、三脚型、四脚型のうち、分岐数が [3.0,4.0] の個体が特異的に高い評価を得ることが明らかとなった。

6.3 動作特徴の解析

各タスクによる実験で獲得された人工生物に対する動作特徴の解析を実施した。以下に動作の左右対称性、および高い評価を得た個体の歩行パターンについて述べる。

6.3.1 動作の左右対称性

各タスク設定で獲得された人工生物が持つ動作の左右対称性について以下に述べる。図 13 に各タスクで獲得された生物のうち、位相が体の左右で同期している個体の割合を示す。移動タスクでは 95% の生物が左右の体節の位相を同期させた動作を獲得した。一方で追跡タスクおよび追跡/回避タスクでは左右の位相が同位相となる個体がそれぞれ 20%、32% と減少し、左右の体節が逆位相で動作する個体の有意な増加が確認された。

6.3.2 歩行パターン

各タスク設定で獲得された人工生物のうち、高い評価値を得た優良個体(図 10 および図 12 の破線部で示された個体)について、動作パターンの解析を実施した。図 14 に優良個体が獲得した形状および接続部の動作の位相関係を示す。ここで示した位相とは式(1)における ϕ_i を示す。制御器から与えられる位相制御量 ρ_i

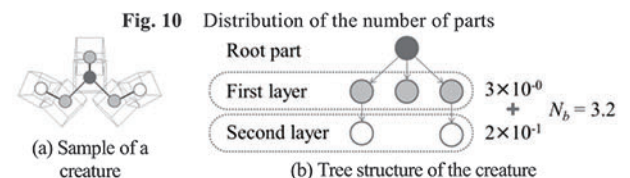
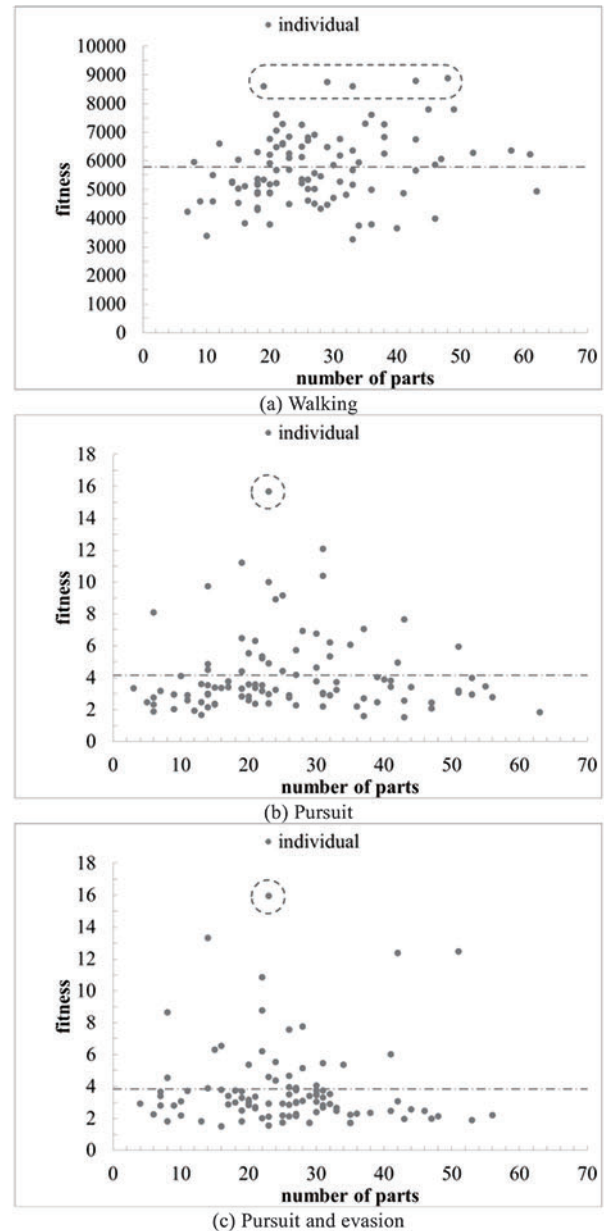


Fig. 11 Calculation example of the number of branches

は制御器の影響を排除するために 0 とした。図中の◆はルートパーツを示し、濃色のパーツは光学センサを示す。図中の×、+ は主要な接続部を示し、同記号の接続部は同位相、異なる記号間では逆位相となることを示している。移動タスクの優良個体(図 14(a-1)~(a-5))の形状は多様であるが、いずれも左右の接続部が同位相を獲得していることが確認できる。また、図 14(a-1)および(a-5)のように、前脚を獲得し前脚と後脚を逆位相で動作させることで四脚を用いたバウンド歩容を行う個体が観察された。追跡タスク(図 14(b)), および追跡/回避タスク(図 14(c))ではいずれも四脚型の個体が最も高い評価を獲得し、中央の体節を左右に振る行動を獲得した。いずれの個体も前脚が発達し、四脚によるトロット歩容の獲得が確認された。

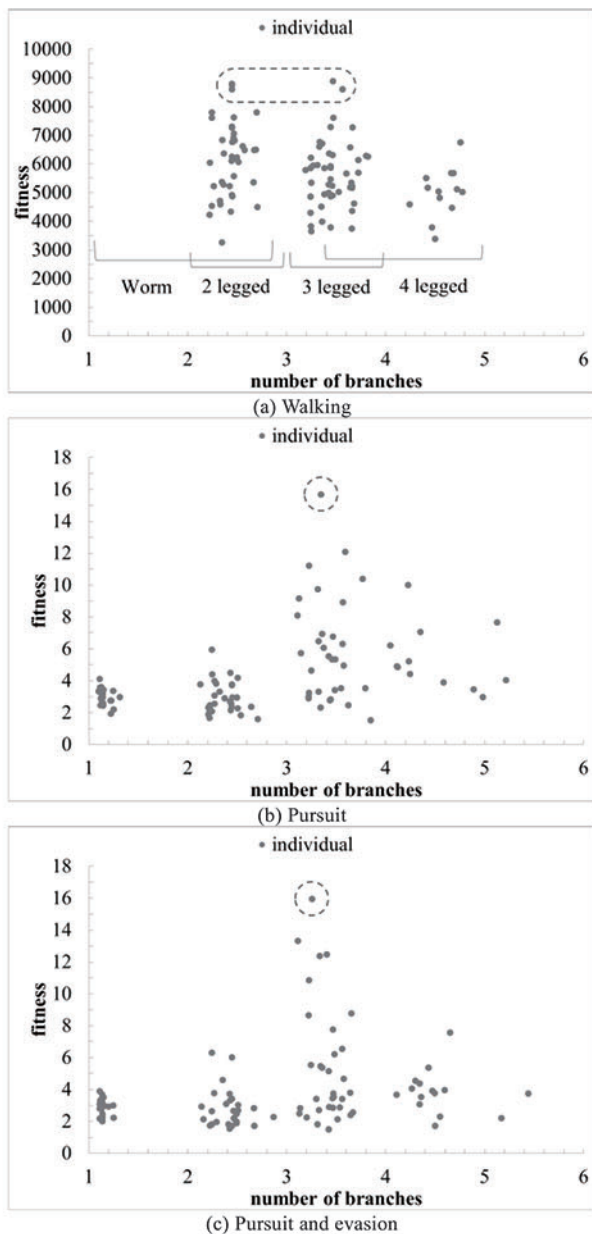


Fig. 12 Distribution of the number of branches

6.4 まとめと考察

本研究で実施した三種類のタスクにおける形態獲得実験では、タスク難度の上昇に伴い、高い評価を得られる領域が限定され、特定のパーツ数、および分岐数を持つ人工生物が、その他の人工生物に対して特異的に高い評価を得ることが明らかとなった。この要因として、人工生物が特定のタスクを達成するために必要となる身体機能の獲得には適切なパーツ数、分岐数が存在し、これらの不足は必要な身体機能の獲得に支障をきたし、余剰なパーツや分岐は身体機能の獲得に貢献せず、タスク達成を阻害することが考えられる。

動作については、タスク難度の上昇に伴い、接続部の左右の位相が同位相から逆位相へ転換することが明らかとなった。この要因として、追跡タスクおよび追跡/回避タスクではタスク達成(目標物の追跡、回避)のために、進行方向の転換を実現する身体機能の獲得が必要となることが挙げられる。現実の生物と同じように左右の体節を逆位相で動作させることで容易な方向転換を実現したと考えられる。

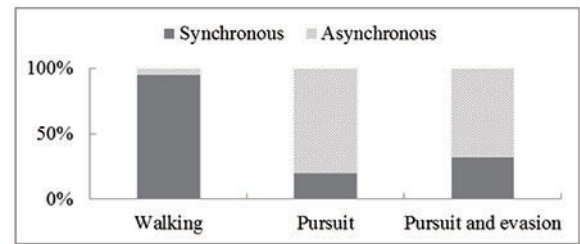


Fig. 13 Synchronization of joints

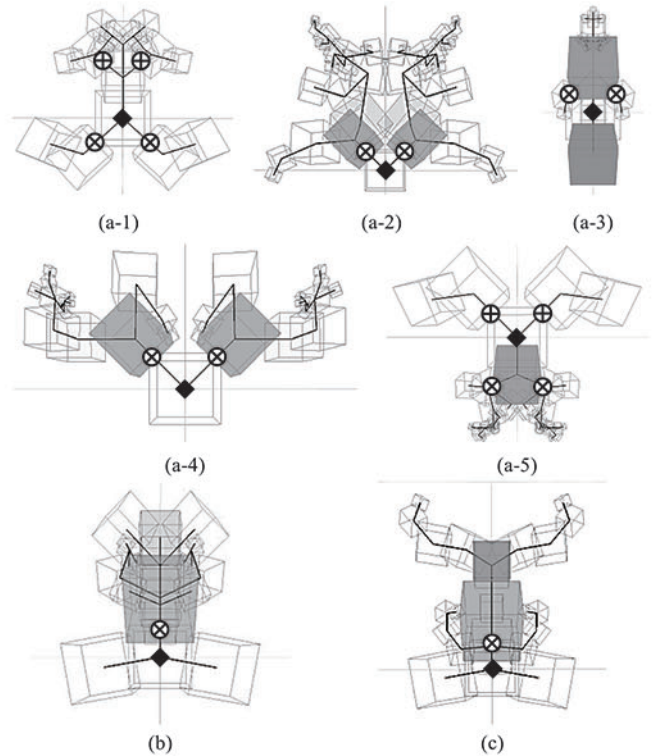


Fig. 14 Elite creatures

歩行パターンの解析においては、評価の高い個体が現実の生物の歩行にみられるバウンド歩容、トロット歩容等の四足歩行パターンを獲得していることが確認された。本研究で採用した評価関数と同様に、現実の生物の歩行パターンも消費エネルギーに対する運動効率の最大化を実現した結果として生まれることが予想されるため、類似した歩行パターンが獲得されたと考えられる。また、追跡タスクと追跡/回避タスクで獲得された生物の形態に顕著な差は現れなかった。タスク達成のために生物に要求される身体機能(移動と方向転換)が双方のタスクで共通しているため、獲得される形態が類似したと考えられる。

追跡タスクおよび追跡/回避タスクにおける個体全体の分岐数の分布として、三脚型、四脚型の生物の評価が最も高くなるにも関わらず、獲得された分岐数の平均が移動タスクと比較して有意に減少していることが確認された。これはタスク難度の上昇に伴い、評価の低い局所解に陥る個体が増加したことが要因であると考えられ、評価関数、最適化手法の改善が課題として考えられる。

7. 結 言

本研究では、人工生物の形態最適化におけるタスクの種類、難易度が獲得された人工生物の形態に及ぼす影響の調査を目的として、3種類のタスクの下で進化的手法による人工生物の形態

獲得実験を実施した。また、獲得された人工生物の形態特徴を評価する指標として体節の分岐数を定義し、これにより特定の体節の分岐数を持つ人工生物の評価が特異的に高くなることを示した。獲得された生物の形状、動作の解析は以下のようにまとめられる。

- (1) 移動タスクではすべてのパーツ数、分岐数に高い評価を得た個体が存在するが、追跡タスク、追跡／回避タスクでは三脚型、四脚型のみが高い評価を得ていることが明らかとなった。
- (2) 移動タスクでは95%の人工生物が左右の体節の位相を同期させた動作を獲得した。一方で、方向転換を含む追跡タスク、追跡／回避タスクでは左右の位相が同位相となる個体がそれぞれ20%、32%となり移動タスクと比較して有意に減少した。
- (3) 評価の高い個体は現実の生物の歩行にみられるバウンド歩容、トロット歩容等の四足歩行パターンを獲得していることが確認された。
- (4) 追跡タスクおよび追跡／回避タスクでは形態に顕著な差は見られなかった。

参 考 文 献

- 1) K. Sims: Evolving Virtual Creatures, SIGGRAPH '94 Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques, (1994) 15.
- 2) K. Sims: Evolving 3D Morphology and Behavior by Competition, Artificial Life, **1**, 4, (1994) 353.
- 3) Joel, L., Kenneth, O. S.: Evolving a Diversity of Virtual Creatures through Novelty Search and Local Competition, GECCO'11 Proceedings of the 13th annual conference on Genetic and evolutionary computation, (2011) 211.
- 4) Joshua, E. A., Josh, C. B.: Environmental Influence on the Evolution of Morphological Complexity in Machines, PLoS Comput Biol., **10**, 1, (2014) e1003399.
- 5) N. Chaumont, R. Egli, C. Adami: "Evolution of Virtual Catapults, Proceedings of the Tenth International Conference on the Simulation and Synthesis of Living Systems, (2006) 262.
- 6) N. Chaumont, R. Egli, C. Adami: Evolving Virtual Creatures and Catapults, Artificial Life, **13**, 2, (2007) 139.
- 7) Cheney N., MacCurdy R., Clune J. and Lipson H.: Unshackling Evolution: Evolving Soft Robots with Multiple Materials and a Powerful Generative Encoding, ACM SIGEVOlution, **7**, 1, (2014) 11.
- 8) D. Lessin, D. Fussell and R. Miikkulainen: Adapting Morphology to Multiple Tasks in Evolved Virtual Creatures, Proceedings of The Fourteenth International Conference on the Synthesis and Simulation of Living Systems, (ALIFE 14), (2014) 247.
- 9) Homby G. S. and Pollack J. B.: Body-Brain Co-evolution Using L-systems as a Generative Encoding, In Genetic and Evolutionary Computation Conference, (2001) 868.
- 10) M. L. Pilat, T. Ito, R. Suzuki and T. Arita: Evolution of Virtual Creature Foraging in a Physical Environment, Artificial Life, **13**, (2012) 432.
- 11) T. Ito, M. L. Pilat, R. Suzuki and T. Arita: Coevolutionary Dynamics Caused by Asymmetries in Predator-Prey and Morphology-Behavior Relationships, Proceedings of the Twelfth European Conference on Artificial Life (ECAL2013), (2013) 439.
- 12) T. Ito, M. L. Pilat, R. Suzuki and T. Arita: ALife approach for body-behavior predator-prey coevolution: body first or behavior first?, Artificial Life and Robotics, **18**, 1, 2, (2013) 36.
- 13) D. Marbach and A. J. Ijspeert: Co-evolution of Configuration and Control for Homogenous Modular Robots, In: Proceedings of the eighth conference on intelligent autonomous systems (IAS8), (2004), 712.
- 14) T. Taylor and C. Massey: Recent Developments in the Evolution of Morphologies and Controllers for Physically Simulated Creatures, Artificial Life, **7**, 1, (2000) 77.
- 15) O. Chocron, N. Brener, Ph. Bidaud and F. B. Amar: Evolutionary Synthesis of Structure and Control for Locomotion Systems, Climbing and Walking Robots, (2005) 879.
- 16) Lipson H. and Pollack J. B.: Automatic design and manufacture of robotic lifeforms, Nature, **406**, (2000) 974.
- 17) H. Li, H. Wei, J. Xiao and T. Wang: Co-evolution framework of swarm self-assembly robots, Neurocomputing, **148**, (2015) 112.
- 18) E. Yoshida, S. Murata, A. Kamimura, K. Tomita, H. Kurokawa and S. Kokaji: Evolutionary motion synthesis for a modular robot using genetic algorithm, Journal of Robotics and Mechatronics, **15**, 2, (2003) 227.
- 19) V. Vonáseka, M. Saskaa, L. Winklerb and L. Přeučila: High-level motion planning for CPG-driven modular robots, Robotics and Autonomous Systems, **68**, (2015) 116.
- 20) H. Ahmadzadeh and E. Masehian: Modular robotic systems: Methods and algorithms for abstraction, planning, control, and synchronization, Artificial Intelligence, **223**, (2015) 27.
- 21) NVIDIA PhysX, <http://www.geforce.com/hardware/technology/physx>.