

身体性の拡張に関連する進化型自律移動ロボットの特徴解析

Analysis of Evolutionary Autonomous Mobile Robots involving the Expansion of Embodiment

伍賀 正典*¹ 妻屋 彰*¹ 田浦 俊春*¹
Masanori GOKA Akira TSUMAYA Toshiharu TAURA

*¹神戸大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Kobe University

In this paper, we propose a *functional circle* which describes the abstract functional relationship between an agent and an object in its world for analysis of perception mechanisms of autonomous mobile robot. There are three factors which form the characteristic of autonomous robots ; the physical factor which is formed by physical condition of robot, the constitutive factor which is formed by the characteristic of robot controller and the environmental factor which is formed by the experimental settings. Here, we pay attention to the interaction of robot and environment on which the physical factor and the environmental factor make sense. A predator-prey problem is conducted to illustrate how to use the *functional circle* to understand characteristics of autonomous robots.

1. はじめに

人工知能研究において、進化型計算を用い、自律的に行動するロボットを設計するアプローチの一つとして進化ロボティクス (Evolutionary Robotics : ER) が提唱されている [1]. ER における自律移動ロボットの特徴を形成する要因は複数存在し、それらは密接に関連していると考えられるが、本研究では三つの特徴形成要因を挙げる。ロボットの物理的特性に起因する身体的要因、ロボットコントローラ、進化型計算に関わる構成的要因、タスク設定や実行環境などに関わる環境的要因である。従来の ER の分野では、ロボットコントローラとして用いられる人工神経回路網の特徴や、学習器として用いられる進化型計算などの構成的要因が主な研究のターゲットとされてきた。本研究では、身体的要因と環境的要因が関連する、ロボットと環境との相互作用に着目し、環境情報を受けるロボットの知覚の性能の操作によって、自律移動ロボットの特徴の形成が可能であると考えられる。そして、異なった知覚の性能をもつ自律移動ロボットを用いたハンター問題のシミュレーション実験を行い、得られたロボットの特徴の解析を行う。そして、ロボットの知覚の性能の差異による特徴形成について議論する。

2. 自律エージェントの形成

2.1 ER におけるロボットの特徴形成要因

ER は設計者があらかじめロボットコントローラを設計する従来型の AI とは異なるアプローチである。ER においてはロボット自身が身体を有しており、周囲の環境を認識し、環境との相互作用によって適した振る舞いを獲得する、「身体性認知科学」に基づいたアプローチが採用される。身体性認知科学における行動主体は、人間の制御から独立し、環境との相互作用を繰り返しながら振る舞い続けるものであり、身体性、適応性、自律性、立脚性といった基本的概念を満たすことが求められる。

身体性とは、物理的な実体を有していることであり、知能と身体性とは不可分であるという指摘があり、身体性認知科学の本質的な考え方の一つである。適応性は、絶え間なく変化する予測不可能な環境の中で、ロボットが長期間にわたって自己を維持するための能力である。自律性とは、外部から制御されず

自身で行動を決定する能力である。立脚性とは、人間の介在なしにエージェントが自身のセンサのみを用いて、環境との相互作用の中から環境についての情報を取得する能力である。自律性を有するためには立脚性を有していなくてはならない。本研究で取り扱う自律性を有するロボットは、環境に関する全ての情報を、自身のセンサシステムを通して獲得するロボットである。本研究では、ER における自律ロボットの形成の要因を身体的要因、構成的要因、環境的要因の三つに分け考える。

身体的要因とは、センサの種類や配置、モータ駆動系の特徴などのロボットの身体構成によって特徴付けられる要因である。ER においては、多くの場合、自律ロボットの身体的特徴は設計者によってあらかじめ決定される。所望の行動を実行するのに十分な性能を内包したロボットを設計する必要があり、また、初期設定の身体的特徴により、進化の結果獲得される自律ロボットの振る舞いの特徴は変化する。ロボットの身体的構成そのものが進化を通して獲得される手法では、身体的要因がタスク実行環境や進化的手法により影響を受けて変化することを意味する。身体的要因は、行動主体が身体を持ち、何らかの対象と相互作用を行う場合、特徴形成の大きな要因となる。

構成的要因とは、自律ロボットのコントローラに主に用いられる人工神経回路網の構成と、人工神経回路網の特徴を獲得するために用いられる進化型計算のアルゴリズムの特性や評価関数、進化経路によって特徴付けられる要因である。人工神経回路網の構成は、ニューロンモデル、シナプス結合形態、構造によって決定され、その特徴は進化型計算のアルゴリズムの探索能力や評価関数の妥当性に大きく依存している。

環境的要因とは、タスクの種類や実行環境、制約条件により特徴付けられる要因である。環境要因もまた、設計者によってあらかじめ決定される。環境内に存在する物質の個数だけでなく、その初期相対位置、相対角度なども環境的要因としてロボットに作用する。また、物理的な存在だけでなく、ノイズも環境的要因としてロボットに作用する。環境的要因においては、一般的に、学習の過程における環境設定が多様なものであるほど、多様な自律ロボットの行動様式や頑健性が得られることが期待される。しかしながら、環境設定が多様になると解の探索も困難になり、アルゴリズムの探索能力やロボットの身体的能力を十分に考慮しなくては、著しく適応性の低い結果となる可能性がある。

連絡先: 神戸大学大学院工学研究科 Graduate School of Engineering, Kobe University ; 1-1 Rokkodaicho, Nada-ku, Kobe city, Hyogo 657-8501, goka@mech.kobe-u.ac.jp

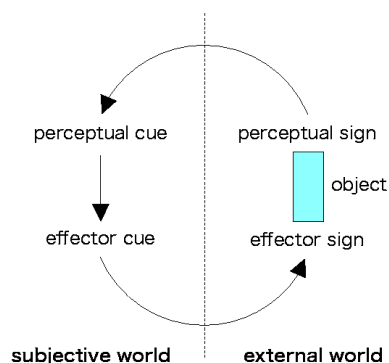


図 1: 主体の抽象的世界認識

環境の要因は、観測者から見た差異と、行動主体から見た差異とは異なった意味をもっている。個々のロボットによって知覚された環境は、各ロボットが自らの知覚センサにより環境との相互作用を行った結果として生じる。したがって、環境を知覚するロボットの知覚状態の差異によって、環境的要因は異なった様相を持つ。そして、知覚状態の差異は、ロボットの身体的特徴、身体的要因により生じる。すなわち、環境要因の差異の意味は、ロボットがその身体的要因において知覚した環境の状態という、ロボット自身の内部に形成される環境の差異を意味する。このように、行動主体が個々に知覚する主観的世界は、環世界やイリュージョンなどと呼ばれる。実世界において、生息する動物のもつイリュージョンは個々に異なっているが、全ての生物は実世界に生存可能であるという点において、成功したエージェントである。適正なエージェントの必要条件として、必要な情報を得ることが可能であることが挙げられる。

2.2 自律ロボットの知覚状態の理解とその利用

ER において、適応的な自律ロボットを獲得するためには、エージェントの身体性、タスク実行環境、タスク要件などから、どのような情報が必要とされるかを見極める必要がある。エージェントが適応的な行動を得るために必要とする情報を理解し、選択的に与えることは容易ではないが、どのような情報によってどのような特徴を持つかということが理解できれば、所望の特徴をもったエージェントを構築することが期待できる。Ian Macinnes と E. Di Paolo は *Umwelt* の概念を用いてロボットエージェントの行動を定義することを提案している [2]。 *Umwelt* の概念を用いることで、複雑な自己組織化コントローラの情報を直接的に理解し定義するという問題の克服や、ロボットエージェントの進化可能性の改善、ロボット及び生物の知覚による世界、イリュージョンの洞察を導く手助けになるとしている。また、 *Umwelt* は生物の行動をエージェントの *phenomenal world* と *effector world* を結びつけた一つの空間であり、 *functional circle* で成り立っている。図 1 に示すように、 *functional circle* は、行動主体と環境内の物体などの相互作用を定義しており、行動主体の主観的な経験や知覚 (*perceptual cue*) と主体の行動の結果としての知覚 (*effector cue*) を一つに結びつける抽象的な構造をしている。 *Umwelt* のモデルにおいて、行動主体は刺激に対し選択的に反応する。生物は、ある状態においてどの刺激に反応するか否かを進化の過程を通して選択し、刺激とその刺激の重要性は選択的に決定される。そして、イリュージョンはどの知覚刺激に対して反応するか否かの意志決定をするものとして機能する。

イリュージョンは、 *perceptual cue* の瞬間的な知覚状態とし

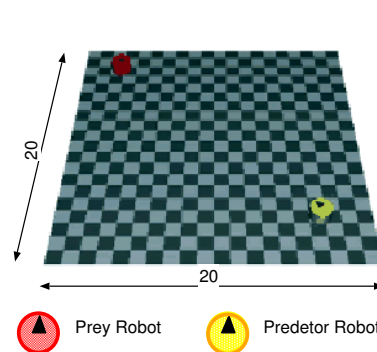


図 2: 実験環境の概観

て分類することが可能である。 *perceptual cue* が身体性を有し環境と相互作用を行うエージェントのプロセスの一部として徐々に機能し、状態は変化する。この状態とは、環境に存在する情報ではなく、エージェントが知覚した環境の情報である。このモデルを適用すると、知覚的世界は環境内で行動するエージェントにより統制され、またその行動に影響を与え、他の状態を導く一連の状態と見なすことができる。 *perceptual cue* の意味とイリュージョンの状態を決定する情報は、進化を通じて行動主体に選択され定義される。

本研究では、この考えに基づき、進化によって獲得されたエージェントの振る舞いを解析する。ハンター問題のシミュレーションによって得られた振る舞いを解析することで、ロボットの振る舞いを特徴付ける要因となる環境情報について考察する。

3. 計算機実験の設定

本研究では、テスト問題としてロボットエージェントを用いたハンター問題を複数の実験設定により行う。ロボットエージェントの特徴を獲得するための実行環境は、図 2 に示すように縦 20、横 20 の正方形環境である。そして、単体の獲物ロボットに対し、単体及び複数のハンターロボットを用いた 2 種類のタスクを設定し、1 ステップ 0.5 秒で 100 ステップ間行う。

ハンター・獲物ロボットは、各々、正回転の一方のみ回転自由の独立した二つのタイヤをもっている。ロボットの直径は 0.56、タイヤの直径は 0.08 である。獲物ロボットは、動かない獲物と動く獲物とに大別される。動く獲物の行動パターンは以下の 3 通りを用いる。

1. 行動パターン：180, モータ出力：0 ~ 100%
2. 行動パターン：180, モータ出力：50 ~ 100%
3. 行動パターン：1(回転のみ), モータ出力：50 ~ 100%

静的な環境よりも動的な環境の方が適応が困難であることが予想されるが、動的な環境でも規則性のないもの、複雑な規則性を持つものは適応がより困難であると考えられる。また、獲物の速度の変化もこの困難性に関連すると考えモータ出力を調整する。

ハンターロボットの概略を図 3 示す。ハンターロボットのコントローラには、シグモイド型の完全相互結合型リカレントニューラルネットワークを用いる。ロボットは全方位カメラを搭載しており、全方位カメラにより撮影した画像から抽出した情報を得る。抽出過程はシミュレーションでは省略しており、抽出した情報のみを数値として与える。環境内に存在する物体の基本情報として、以下の情報を与える。

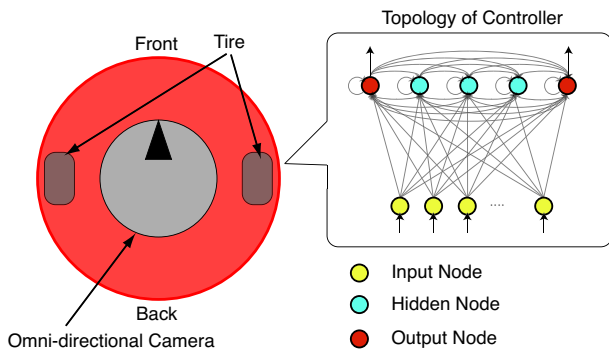


図 3: ハンターロボットの設定

表 1: 実数値 GA パラメータ

Number of population	300
Number of generations	1000 / 3000 / 5000
Number of elites	2
Rate of crossover	1.0
Value of alpha	0.3
Selection of parents	better 10% of population
rate of mutation	

- 障害物の位置 (距離・角度)
- 獲物ロボットの位置 (距離・角度)
- 他のハンターロボットの位置 (距離・角度)

これらの角度は全て自己を主体とした相対角度をそれぞれの正弦値, 余弦値として与える. センサ有効半径は 10, 30 の二種類を設定し, この範囲に対し以下のように正規化した値を用いる. I は入力値, D はハンターから対象となる物体までの距離, S はセンサ有効範囲である.

$$I = \begin{cases} 1 - \frac{D}{S} & (S > D) \\ 0 & (S \leq D) \end{cases} \quad (1)$$

また, 本実験では実数値 GA を進化的手法として用いる. ハンターロボットのコントローラである RNN の各ノード間の結合荷重, 各ノードの閾値を遺伝子型として用いる. 各値は, $-10.0 \sim 10.0$ の範囲で制限する. 表 3. に実数値 GA に用いる各パラメータを示す. そして, より早く獲物を捕獲した個体が, 高い適応度を得るように以下の適応度関数を用いる.

$$fitness = 1000 \times \left(1 - \frac{cost \ step}{100}\right) \quad (2)$$

4. 実験結果

表 1 から表 4 の各項目は, 左より順に, ハンターロボットのセンサ有効半径, 進化に用いた獲物の行動の種類, 獲得されたハンターの振る舞いの分布を示している. この振る舞い 1 ~ 4 は, それぞれ以下の特徴を示している.

- Behavior-1: 進化環境に特化した定常行動
- Behavior-2: 適応性の低い適応的行動

表 2: 単体ハンター問題: センサ範囲 10

センサ範囲	進化に用いた獲物の行動	ハンターの獲得行動の分布			
		B-1	B-2	B-3	B-4
10	固定	50%	40%	0%	10%
	固定・ノイズ付加	10%	30%	10%	50%
	パターン (1)	20%	0%	60%	20%
	パターン (2)	80%	10%	0%	10%
	パターン (3)	30%	10%	0%	60%

表 3: 単体ハンター問題: センサ範囲 30

センサ範囲	進化に用いた獲物の行動	ハンターの獲得行動の分布			
		B-1	B-2	B-3	B-4
30	固定	20%	20%	30%	30%
	固定・ノイズ付加	0%	0%	70%	30%
	パターン (1)	0%	0%	60%	40%
	パターン (2)	30%	20%	40%	10%
	パターン (3)	0%	0%	80%	20%

- Behavior-3: 獲物の追跡行動を十分に獲得し, 獲物を捕獲できる
- Behavior-4: 獲物の追跡行動に加え, 探索行動も獲得している

これらの項目は, 進化の結果得られた個体を取り出し, ある環境においての振る舞いを観察し判定されるものである. 獲物の行動に依らず, ハンターが一定の行動をする場合は環境に特化した行動であるとし, Behavior-1 とする. 異なる獲物の行動に対して, 異なる反応を示すが, その反応が十分に適応的ではなく獲物の捕獲に至らないものは Behavior-2 とする. ほぼ確実に捕獲を行うが, 環境内を十分に探索する行動が見られないものは Behavior-3 とする. Behavior-3 に加え, 十分な探索行動が見られるものは Behavior-4 とする. 環境に獲物が存在しない場合に 200 ステップ時間以内に環境の 8 割以上を覚悟する行動を探索行動と判定する.

4.1 単体のハンター問題

単体のハンターロボットと単体の獲物ロボットの実験結果を表 4.1 及び表 4.1 に示す. 各実験において, 獲物が固定された条件では, ハンターの初期角度にノイズが無い設定では Behavior-3, 4 の適応的な行動が発現しにくいことが分かる. また, Behavior-3, 4 の適応的行動に着目すれば, 獲物の行動パターン (1) の場合が適応行動の獲得率が高いが, ハンターの初期角度にノイズがある場合でも同様の効果があることが分かる. ハンター問題においては, ある程度の複雑さをもつ獲物に対する進化, 初期角度ノイズの付加が適応的行動獲得には必要であることが考えられる. また, センサ範囲が 10 と 30 のハンターロボットによる試行を比較すると, センサ範囲 30 のハンターロボットは総じてセンサ範囲 10 のハンターロボットよりも適応行動の獲得率は高く, 獲物を捕獲する行動を獲得するが, Behavior-4 の探索行動の獲得率は比較的低い. これは, 常に獲物のセンサ入力が存在することで, 探索行動よりも獲物に対する捕獲行動を優先していることが考えられる.

4.2 複数のハンターによる問題

複数のハンターロボットと単体の獲物ロボットの実験結果を表 4.2 及び表 4.2 に示す. 各実験において, 獲物が固定された

表 4: 複数ハンター問題: センサ範囲 10

センサ範囲	進化に用いた 獲物の行動	ハンターの獲得行動の分布			
		B-1	B-2	B-3	B-4
10	固定	70%	20%	10%	0%
	固定・ノイズ付加	0%	10%	20%	70%
	パターン (1)	10%	10%	40%	40%
	パターン (2)	90%	10%	0%	0%
	パターン (3)	30%	10%	20%	40%

表 5: 複数ハンター問題: センサ範囲 30

センサ範囲	進化に用いた 獲物の行動	ハンターの獲得行動の分布			
		B-1	B-2	B-3	B-4
30	固定	30%	10%	50%	10%
	固定・ノイズ付加	0%	0%	60%	40%
	パターン (1)	0%	0%	80%	20%
	パターン (2)	80%	0%	20%	0%
	パターン (3)	10%	10%	60%	20%

条件では、ハンターロボットの初期角度にノイズが付加された場合は、単体のハンター問題以上に高い確率で Behavior-4 の探索行動が得られていることが分かる。ハンターロボットには同一のコントローラを用いているために、複数のハンターロボットを用いることは身体性の拡張とみなすことができ、入力パターンが増加したことによって、ハンターロボットの進化可能性が向上したものと考えられる。しかしながら、獲物が固定され、ハンターロボットの初期角度にノイズが付加されない場合は、入力パターンの増加の効果が期待できず、進化可能性は向上していないと考えられる。

4.3 考察

表 2 から表 5 の結果は *functional circle* の概念を用いれば以下のように表すことができる。

- Behavior-1: *functional circle* を持たない状態
- Behavior-2: *functional circle* が十分に確立されていない状態
- Behavior-3: 捕獲行動の *functional circle* が確立されている状態
- Behavior-4: 捕獲行動の *functional circle* 及び探索行動の *functional circle* が確立されている状態

すなわち、Behavior-1 から Behavior-4 の順に、より適応的な行動であると考えられる。ここで、ハンターロボットが適応的行動を獲得する確率の高かった、獲物が固定されハンターロボットの初期角度にノイズが付加された試行、獲物の行動パターン (1) の試行に着目する。

まず、センサ範囲の違いによる特徴として、センサ範囲 10 の方がセンサ範囲 30 に対し振る舞いとしてはより適応的な Behavior-4 である、探索行動と捕獲行動をより多く発現している。Umwelt の概念を用いると、行動主体は進化の過程を通して環境からの刺激に対する反応を選択的に決定していると考えられる。したがって、センサ範囲 10 においては、獲物からの刺激を受ける状態と受けない状態という刺激状態の違いを経験していることが、より適応的な振る舞いの獲得につながったと

考えられる。より多くの刺激パターンを与えられるような環境との相互作用により、行動主体の進化可能性は向上するといえる。しかしながら、刺激のパターンが多くなると、適切な行動を得るために高い解探索能力が必要となるために、性能の高い解探索手法を用いる必要がある。

また、進化の過程において用いたセンサ範囲と異なるセンサ範囲において、ハンター問題を試行した場合の、ハンターロボットの行動を観察する。この場合、センサ範囲 10 で適応的振る舞いを獲得した個体を、センサ範囲 30 に適用させると多くの個体が適応的に振る舞うことができるのに対し、センサ範囲 30 における適応的個体をセンサ範囲 10 に適用させると、適応的に振る舞うことのできる個体は少なくなる。これは、獲物からの刺激という *perceptual cue* が取り除かれることによって、適応的に振る舞うことができなくなったと考えられる。以上より、センサ範囲 10 により獲得された個体は、拡張性においてセンサ範囲 30 の個体よりも適応的振る舞いを行う傾向が強いと言える。

次に、獲物の行動パターンに着目すると、行動パターン (1) の獲物についてより良い結果が得られた。これは、ハンターに与える刺激状態の複雑性と相関関係にある。行動が単純な獲物が与える刺激は単純であり、選択的に反応するには複雑性が不足している。しかし、行動が複雑すぎる獲物の場合、適正な刺激反応を選択する前に、比較的適応性が高い個体が淘汰されてしまう傾向が強まる。また、本実験では、比較対象を明確にするために、単純な適応度関数を用いたが、このために獲物を捕獲する行動のみ適応度が上昇するために、偶発的な良個体の淘汰が起っていると考えられる。適応度関数の適切さや進化オペレータの性能といった構成的要因に関わる事柄を適切に選択する必要性が解消されることではないが、相互作用する環境において、行動主体がより多くの刺激を受けることで、行動選択の幅は広がり、適応的な行動を獲得する可能性が高まる。すなわち、より多様な刺激を受ける環境において、その刺激に対する反応の解探索の性能が保証される場合、より適応的な個体を得ることが可能である。

5. おわりに

本実験では、適応度関数などにより明示的に設計指針を与える方法ではなく、行動主体の知覚状態を操作することで、捕獲行動、探索行動といった適応的な行動が創発されることが確認された。適応度関数の操作によって、同様の探索行動などを獲得させようとする場合、獲物の捕獲行動と探索行動の相関関係を設計者が明示的に示す必要があり、容易ではない。このように、行動主体の知覚状態を変化させることで、すなわち行動主体のイリュージョンに対し働きかけることで、適応的行動の進化を促すことや、行動特性に働きかける可能性が示された。このように特徴形成の傾向が明かになることで、適応度関数の複雑な設計を必要としない、適応的なコントローラの獲得が可能となる。

参考文献

- [1] I.Harvey, P.Husbands, D.Cliff, A.Thompson, and N.Jakobi, "Evolutionary robotics: The sussex approach", Robotics and Autonomous Systems, (1996).
- [2] Ian Macinnes, E. Di Paolo, "From the Inside Looking Out: Self Extinguishing Perceptual Cues and the Constructed Worlds of Animats", Advances in Artificial Life : 8th European Conference, ECAL2005, pp. 11-20, (2005) .