

# 競合型共進化遺伝的アルゴリズムにおける ロボット行動の多様性調節の効果

## Effects of Controlling the Diversity of Robot Behavior in a Competitive Co-evolutionary Genetic Algorithm

久野 高嗣 有田 隆也

Takashi Kuno Takaya Arita

名古屋大学 大学院人間情報学研究科

Graduate School of Human Informatics, Nagoya University

**Abstract:** Introduction of co-evolution into genetic algorithms is a promising idea, in which populations coevolve using relative fitness functions that are evaluated based on interaction among several populations. Floreano et al. successfully evolved prey robots and predator robots using a competitive coevolutionary genetic algorithm. However, in this type of co-evolutionary algorithms, a proper balance between both populations is necessary, and therefore, if the evolution in one population is too fast or too slow, the evolution in the other population has a tendency to stagnate. This paper proposes a method of achieving a balance between evolutions in two populations by decreasing the diversity in prey robots when their evolution is faster than the evolution in predator robots, which results in speedup of the evolution in the predator robots. Simulation results have shown that this mechanism is effective especially in the early stage of evolution, and accelerates the evolution of predator robots.

### 1 はじめに

生物界における各個体の適応度は、それ自身だけで決まるわけではなく、他の生物種や環境との相互作用から相対的に決定される。2種以上の生物種が相互に影響を与えながら進化する現象は共進化と呼ばれている。共進化による動的な適応度地形 [1] を利用した共進化遺伝的アルゴリズム（共進化 GA）は、進化的計算の研究領域において今後の発展が期待されている手法である。

共進化 GA は、複数集団の関係に基づいて競合型と協調型に分類することができる。競合型共進化 GA は、他集団との相互作用において適応度を決定する際、他集団の個体の適応度を下げることがそのまま自分の適応度の増加につながる点に特徴があり、生物学において提唱されたいわゆる「赤の女王仮説」に基づいた駆動力を利用するものである。Hillis がソーティングネットワークの設計問題に適用した先駆的成果 [4] から研究は始まっている。ネットワークの設計を表す集団とネットワーク評価用のテストデータ集団間の共進化を実現したものである。その後、Floreano らは、ロボットを用いた捕獲者と獲物による追跡逃走行動の獲得問題に

適用し、相手の行動の変化に適応できる行動を獲得することに成功している [3]。

一方、競合型共進化 GA には次の2つの深刻な問題が内在すると考えられる。第一は、適応度の評価が相対的であるために、一見、順調に進化しているように見えても、同じところで堂々巡りしている可能性があるという問題である。この問題に対し、Rosin らは優秀な個体を殿堂入りさせていき、適応度評価の際に、この殿堂入り個体による評価も採用するという方式を提案している [6]。第二の問題は、効率的な進化を実現するために集団間の進化の歩調が合っていることが必要条件であるが、これが保証されていないという問題である。適応度の差が開きすぎてしまうと、個体間の適応度の差が有意でなくなってしまう、両者の進化が停滞してしまう。三井らは、この問題に対し、進化の進み具合の差に応じて選択圧を自動調整する機能を競合型共進化 GA に導入する手法を提案した [2]。ソーティングネットワークや一次元セルオートマトンの設計問題に適用しその有効性を示している。

本研究は、三井らの研究を引き継ぎ、さらに、最適解が明確に存在しない、あるいは最適解を得るのが困難である問題に対して、競合型共進化 GA における進化

圧調整の有効な方法を検討することを目的とする。具体的には、Floreano らによるロボットの追跡逃走行動獲得モデルを題材とし、そこに導入する進化圧調節機能として、選択圧調節機能だけでなく、多様性調節機能を提案し、シミュレーションにより評価する。

## 2 共進化 GA によるロボット行動の進化

進化圧調節機能の有効性を検討するために本研究が題材とする Floreano らのシミュレーション実験を説明する。実験フィールドとロボット (Khepera) の概要を Fig. 1 に示す。同図左はロボットの対戦の初期位置と向きを示す。獲物と捕獲者を向き合わせて開始する。獲物ロボット集団と捕獲者ロボット集団 (各 100 個体) の共進化メカニズムに基づいて、2 層のリカレント型ニューラルネットで実現された行動制御回路におけるニューラルネットワークの重みと閾値の値を進化させる。

獲物ロボットと追跡者ロボットの能力は次の 2 点で異なっている。

獲物 動く際の最高速度が捕獲者ロボットの 2 倍

捕獲者 赤外線センサーだけでなく視覚装置からの情報も使用

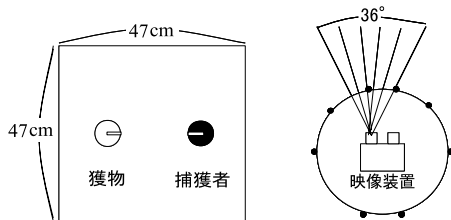


Fig. 1: 実験フィールド (左) とロボットの視覚装置 (右, 黒丸は障害物センサー)

獲物側は捕獲者からなるべく長い時間逃げることであり、捕獲者側は獲物をなるべく短い時間で捕まえることによって、高い適応度を獲得する。具体的には、以下のように適応度を算出する (センサ入力からモータ出力までの一連の流れを 1 ステップとする)。

1. 一定時間 (500 ステップ), 表現型に基づいて獲物と捕獲者を行動させる。
2. 実行中に捕獲者が獲物を捕まえるまでのステップ数を  $t$  とする。逃げ切った場合は  $t = 500$  とする。
3. 次式 (1) にこの  $t$  を代入して、正規化された捕獲者と獲物の適応度  $py, pr$  を得る。

$$py = \frac{t}{500}, \quad pr = 1 - \frac{t}{500} \quad (1)$$

各個体の対戦相手は、相手集団の 10 世代前までの各世代の最良個体としている。ただし、初期において該当する過去世代がない場合は得られている過去世代からランダムに選ぶ (過去世代のない世代 0 では現世代からランダムに選択)。適応度を算出後、両集団で上位 20 個体をまず選択し、それらの個体に一定の確率で交叉・突然変異をさせ、次の世代の個体集団 (各 100 個体) を作る。一点交差率を 0.6, 突然変異率は 0.05 とする。

相手との関係に全面的に依存するこのような追跡逃走行動問題では、進化のために用いられる適応度は相対的なものであり、進化の手法を評価する上で、より客観的な意味での適応度の指標が重要とある。このため、Floreano らは、マスタートーナメントを実施して進化の進み具合を評価している。マスタートーナメントとは、試行終了後に、各世代の最良個体を相手集団の全世代の最良対戦相手と対戦させることを意味し、その適応度の平均値をマスター適応度と呼ぶ。

## 3 進化圧自動調節手法

### 3.1 多様性の調節

共進化 GA における集団間の進化の歩調を合わせる方法として、本研究では多様性の調節に着目した。なぜならば、適応度の高い側の多様性を抑制すると、性能の良好な個体が世代を経てあまり変動せず、その行動が変化する傾向が弱まり、突然変異にのみ依存する傾向が強まる。その結果、捕獲者集団は、現在の獲物の行動パターンに特化した行動を生み出すことに専念すればよくなり、適応度の上昇が促進されることが考えられるからである。

本実験では、両集団の平均適応度差があらかじめ設定した値  $T$  ( $0 < T < 1$ ) 以上の場合に、獲物集団の多様性を次のような方法で抑制した。次世代個体を構成する親個体を選択する際に、通常なら適応度の高い 20 個体を残すところを  $D$  個体 ( $0 < D < 20$ ) に減少させる方法である (Fig. 2)。

### 3.2 選択圧の調節

選択圧の調節手法は、両集団の適応度差が一定値以上開いている場合、進化の高い側の選択の手法を一気に反転させる (トーナメント選択において適応度の低い方を選択する) というものである。これを Olsson[5] が対象としたソーティングネットワーク設計問題に適

T: 進化圧を調整し始める適応度差  
D: 親集団サイズ

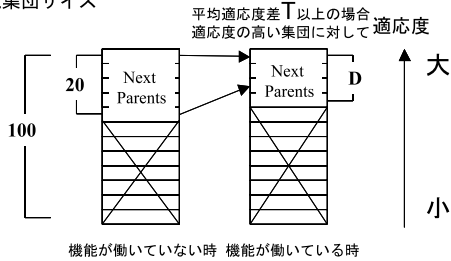


Fig. 2: 多様性調節機能による次世代の親個体選択方法の変更

用し、特に、初期段階でこの機能が働き、局所解へ陥ることを妨げ、探索性能を向上させることを示した [2].

本研究においても、両者の平均的適応度の差がある一定値  $T$  を超えている場合、適応度の高い集団で次世代を構成する親個体を選択する時に、適応度の上位 20 個体を選択するのではなく、適応度の上位  $P$  個体取り除いた後の 20 個体を選択する手法を採用した (Fig. 3).

T: 進化圧を調整し始める適応度差  
P: 親個体選択初期位置

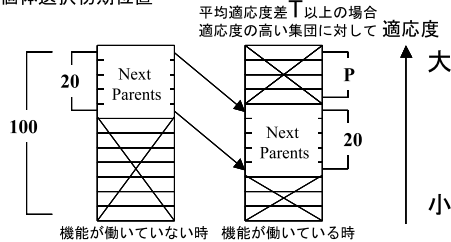


Fig. 3: 選択圧調節機能による次世代の親個体選択方法の変更

本論文では、多様性調節と選択圧調節を同時に働かせる実験結果について示す。その選択方法を Fig. 4 に示す。

T: 進化圧を調整し始める適応度差  
D: 親集団サイズ  
P: 親個体選択初期位置

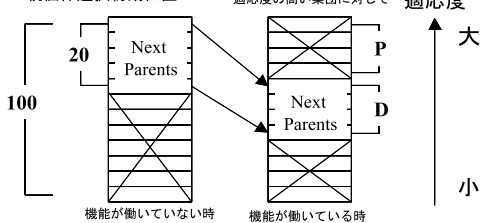


Fig. 4: 多様性と選択圧の調節機能による次世代の親個体選択方法の変更

## 4 シミュレーション評価

### 4.1 設定

前節で提案した進化圧自動調節の効果を検証するために、2 節で説明した Floreano のモデルをベースとしてシミュレーションを行った。ただし、導入する機能の検討を容易にするために、実験フィールドの一辺を 47cm から 70cm に広げた。シミュレーション用ソフトウェアは Nolfi と Floreano の作成した Evorobot<sup>1</sup> を拡張したものである。

自動調節機能は主に獲物集団に対して働くため、捕獲者行動の進化でその効果を評価する。しかし、Floreano らが実験の評価に用いたマスター適応度は、その試行で出現した相手に対する適応度であるため、別の試行で得られた結果との比較評価は正確ではない。そこで、より絶対的な評価基準を用いることにした。このため、様々な実験で進化的に得られた獲物の行動パターンを分類し、特徴的で優れた行動をする個体 100 個体を選び出して、これを絶対的な基準を得るためのテストデータとした。本論文では、このテストデータとの対戦結果に基づく適応度をその個体の絶対適応度と呼び、機能の導入の前後における絶対適応度上昇率  $V_i$  によって機能の有効性を評価する ( $P_i$ : 機能導入前の絶対適応度,  $T_i$ : 機能導入後の絶対適応度,  $i$ : 世代)。

$$V_i = \frac{T_i - P_i}{P_i} \times 100 \quad (2)$$

以下の実験においては、 $T, D, P$  の 3 つのパラメータを変更して、それぞれ 10 試行分の平均を取っている。

### 4.2 結果

#### 4.2.1 多様性調節の導入

多様性調節機能を導入した適応度の上昇率  $V$  の 10 世代ごとの平均値を Table 1 に示す。同表は、 $T = 0.3, P = 0$  とし、 $D$  (親集団サイズ) を変えた場合の絶対適応度上昇率  $V$  の 10 世代ごとの平均を算出した表である。 $D = 1 \dots 5$  の範囲で、進化の初期段階において適応度の高い上昇が示されている。 $D = 5$  で最も高い性能向上である。特に 60 世代までの初期世代において、有効性があり、ほぼすべての  $D$  において、 $V$  が 30 世代目に至るところにピークがある。Fig. 5 に、 $T = 0.3, P = 0, D = 5$  とした時の絶対適応度の推移 (30 世代まで) を示す。

Table 2 は、 $D = 5, P = 0$  とし、 $T$  を変えた場合の絶対適応度上昇率  $V$  の 10 世代ごとの平均を算出した結果である。同表から、特に、 $T = 0.5$  の時に 20 世代ま

<sup>1</sup><http://gral.ip.rm.cnr.it/evorobot/simulator.html>

Table 1:  $D$  の変更と適応度上昇率  $V(\%)(T = 0.3, P = 0)$

世代 \ $D$	1	2	4	5	10
1-10	-0.36	11.37	9.59	15.01	-5.12
11-20	1.38	9.64	6.78	5.47	-2.44
21-30	9.01	11.12	7.14	10.28	-1.95
31-40	-7.30	8.84	1.03	8.24	-2.34
41-50	-3.69	13.91	-0.25	-6.24	2.12
51-60	10.93	0.89	10.40	3.63	-1.02
61-80	-8.50	-7.90	-7.67	-5.12	0.92
81-100	-9.02	-10.65	-6.06	-7.78	-1.32

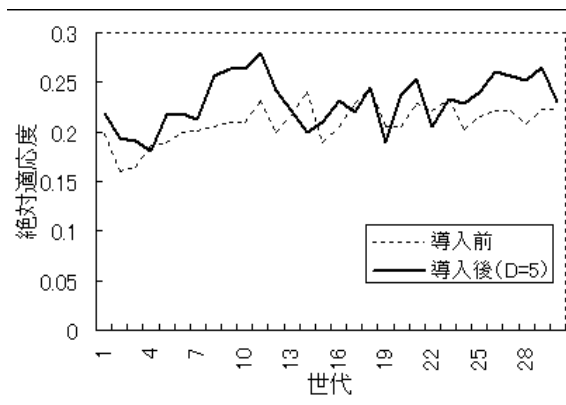


Fig. 5: 絶対適応度の推移 ( $\%)(T = 0.3, D = 5)$

Table 2:  $T$  の変更と適応度上昇率  $V(\%)(D = 5, P = 0)$

世代 \ $T$	0.1	0.3	0.5	0.7	0.8
1-10	8.78	15.01	18.23	8.05	1.12
11-20	1.92	5.47	18.70	14.73	1.35
21-30	-1.68	10.28	14.60	2.46	0.06
31-40	-8.20	8.24	-10.89	-3.72	-0.51
41-50	-16.91	-6.24	-3.86	4.48	0.82
51-60	8.32	3.63	2.26	12.04	1.46
61-80	-0.51	-5.12	-17.50	-5.10	3.26
81-100	3.36	-7.78	-5.23	-10.75	-1.31

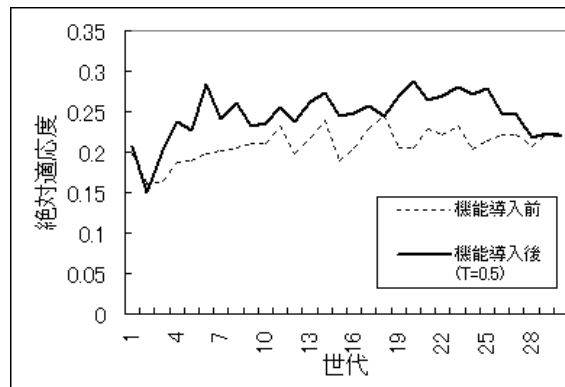


Fig. 6: 絶対適応度の推移 ( $\%)(T = 0.5, D = 5)$

でにおいて、絶対適応度が約 18% 上昇していることがわかる。Fig. 6 は、 $T = 0.5, P = 0, D = 5$  と設定した時の絶対適応度の推移 (30 世代まで) を示す。

以上の結果に見られる性能向上は、獲物集団の多様性を低下させることで、獲物集団における交叉の有効性を減少させ、獲物集団の行動の急速な変化を妨げ、捕獲者の進化目標を安定させためにもたらされたのではないかと推測される。

#### 4.2.2 ロボット行動の変化

進化の初期段階で捕獲者の行動が獲物の限定された行動パターンに特化し、その行動を取るロボットを捕獲出来るように進化したことで絶対適応度が上昇したという、多様性調節の実験結果からの推測を補強するために実験を行う。そこで、本実験では、他の実験で得られたある行動パターンを取るように進化した個体を、初期集団生成時に獲物と捕獲者の集団に対して混入することによる、獲物と捕獲者の最大適応度個体の行動変化を観察する。

行動変化を明確にするため、獲物集団には壁伝い行動を取る個体を、捕獲者集団には獲物を発見するとすぐに獲物の方向へ進む行動を取る個体を混入した。この 2 行動は、十分に進化しているものであるため、第一世代では、最大適応度個体として選択される。また、この 2 種類の行動パターンを対戦させると壁伝い行動のが優勢になる。つまり、この 2 個体が最大適応度個体になると、二世代目の平均適応度に差が生じ、獲物集団に対し多様性の調節機能が働く。これにより、機能が働いている状態での行動変化を観察する事が可能になる。4.2.2 節の実験の  $T = 0.3, D = 5$  の設定での結果を使用した。

Fig. 7 は、最大適応度を得た捕獲者と獲物の個体を対戦させた時の行動 (軌跡) の進化を、機能導入前と導入後を上下の図に分けて示している。この結果から、

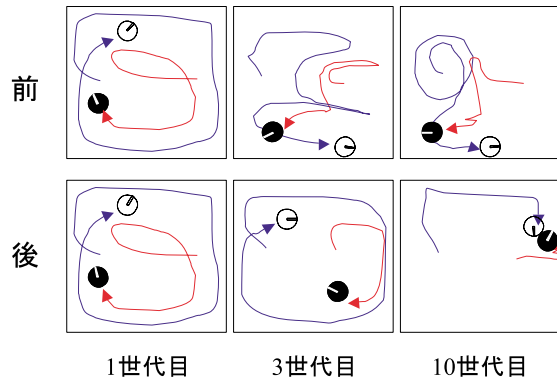


Fig. 7: 多様性調節機能導入前後での行動進化の違い

多様性調節の機能が働くことで獲物側の行動に大きな変化が見られなくなったことがわかる。そのことで、捕獲者の行動が獲物の壁伝い行動に特化していき、10世代目には、壁際で相手を待ち構える戦略を取るようになり、獲物を捕まえる事が出来るようになった。機能追加しない場合では、10世代の内に相手の最大適応度を得た行動が幾度も変化し、評価指標が変化することで獲物を捕まえる行動が形成されるまでに時間がかかった。これらの結果は、獲物集団の多様性を減少させることで捕獲者の進化指標が明確になり、壁伝い行動の個体を捕まえることの出来る捕獲者が早い世代で生成された事を示すものであり、4.2.1節の実験結果に対する推測を裏付けると考えられる。

#### 4.2.3 多様性調節と選択圧調節の導入

多様性の調節に関する評価結果において、適応度の上昇は進化の初期に見られた。これは、進化の中盤以降では、多様性の調節によって性能のよい個体が集中して選択される効果により、逆に獲物の捕獲難易度の増加につながったことが原因と考えられる。そこで、多様性の調節に加え、選択圧調節機能も導入することで、捕獲難易度の高い行動を有する獲物個体が最大適応度個体になるのを防ぎ、捕獲者の進化を停滞させないことを狙う手法を提案し、その効果を評価する。

Table 3 に、多様性の調節機能のパラメータを  $D = 5$ ,  $T = 0.3$  に固定し、エリート個体を何個省くかを決定する選択圧のパラメータ  $P$  を変えた場合の実験結果を示す。同表より、 $P = 1$  から  $P$  が増加するにつれ適応度上昇の効果が世代が進んだ後期に移動することがわかる。また、 $P > 5$  では、改善の効果が見られなくなる。これらの原因としては、獲物集団に多様性調節を行うことで獲物集団の行動変化が抑制され、捕獲者集団の進化を促進させたが、選択圧調節機能を導入したことでエリート個体が選択されず、一様になりつつあ

た捕獲者の評価基準に多様性が生じたため、進化圧調整の効果が抑制されたためであると考えられる。この影響はエリート個体がより鮮明になっている後期世代で大きい。

Table 3:  $P$  の変更と適応度上昇率  $V(\%)(D = 5, T = 0.3)$

世代 \ $P$	0	1	3	5	80
1-10	15.01	12.36	10.60	1.45	-10.01
11-20	5.47	8.22	12.52	8.39	-8.97
21-30	10.28	3.41	15.15	10.78	-6.10
31-40	8.24	1.45	5.47	7.05	-6.54
41-50	-6.24	6.98	2.26	-8.21	-9.73
51-60	3.63	8.94	2.04	18.54	-3.41
61-80	-5.32	17.19	-7.67	1.02	-4.26
81-100	-15.6	-0.87	-6.19	-2.23	-13.29

#### 4.3 進化速度の評価

進化速度を評価するための別の指標として、絶対適応度が一定値 (0.3) に達するまでの平均世代数を用いる。Fig. 8 は、 $D$ (親集団サイズ) について変化させた結果であり、Fig. 9 は  $P$ (親個体選択位置) を変化させた時の結果である。両図より、 $D = 5$  と  $P = 0$  の時に最も良い結果を得られることがわかる。

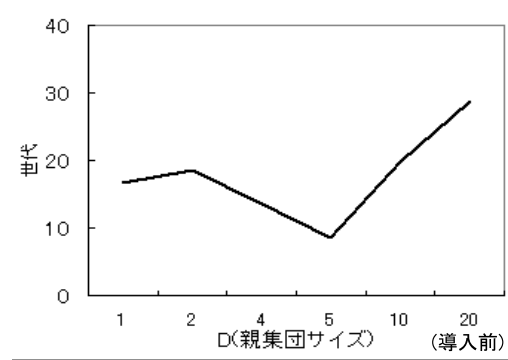


Fig. 8:  $T = 0.3, P = 0$  で  $D$  を変化させた場合の到達世代数

## 5 おわりに

本論文は、明確な最適解を得ることが困難な問題としてロボットによる追跡逃走行動の獲得問題を採り上

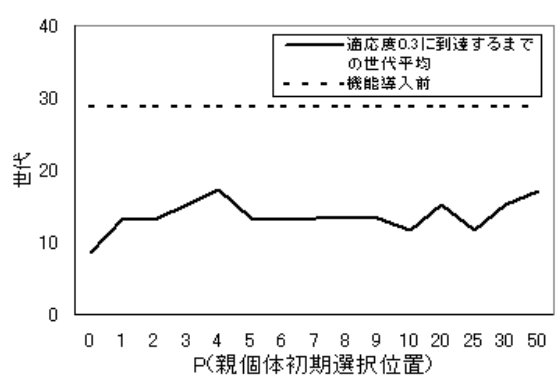


Fig. 9:  $T = 0.3, D = 5$  で  $P$  を変化させた場合の到達世代数

げ、多様性や選択圧の自動調節機能を導入した競合型共進化 GA を提案し、その有効性を検討した。シミュレーションの結果、多様性調節機能を導入すると、特に初期世代において約 18% の絶対適応度の上昇が可能であることが示された。適応度の高い集団（獲物集団）の多様性を抑制することで、適応度の低い集団（捕獲者集団）の進化指標が明確になり、捕獲者集団の進化が促進されたためであると考えられる。

本論文では実験結果を掲載していないが、選択圧調節機能のみを導入した実験では、効果が認められなかった。これは、獲物集団のエリート個体が選択されなくなったことにより、その集団の多様性が増加した結果、捕獲者集団の行動の変化に柔軟に対応できるようになり、本来の目的とは逆に、捕獲者の進化を阻害したためであると考えられる。ソーティングネットワークや一次元セルオートマトンの設計問題では、解候補集団に、あらゆるテストデータを解くことができる基礎能力が内包されており、また、両集団において解の優劣が相手に依存せず決まる部分が多いという特徴があった。一方、本研究が対象とした問題設定では、獲物集団の全ての行動を捕獲できるような万能性を実現するには捕獲ロボットの潜在的な能力が不足し、獲物集団の行動の変化に応じて行動パターンを大きく変更する必要がある。この違いが選択圧調節機能の効果の違いに表れたと考えられる。

## 参考文献

- [1] 有田隆也, 動的適応度地形の概念に基づいた生命性に対する構成論的アプローチ, 科学哲学, Vol. 33, No. 2, pp. 73-91, 2000.
- [2] 三井富雄, 有田隆也, 進化圧を自動調節するホスト/パラサイト共進化型遺伝的アルゴリズム, 人工知能

- [3] Nolfi, S. and. Floreano, D., Competitive Co-Evolutionary Robotics: From Theory to Practice, 1999.
- [4] Hillis, B., Co-Evolving Parasites Improve Simulated Evolution as an Optimization Procedure, Artificial Life II, pp. 313-324, 1992.
- [5] Olsson, B., Evaluation of a Simple Host-Parasite Genetic Algorithm, Evolutionary Programming VII, pp. 53-62, 1998.
- [6] C. D. Rosin, B., Coevolutionary Search Among Adversaries, PhD Thesis, University of California, San Diego, 1997.