

捕食-被食関係にある進化型エージェントにおける対戦相手の選択方法に関する一考察

半田 佑太 片田 喜章 (摂南大学)

Coevolving Predator and Prey Agents: Opponent Selection Methods

* Y. Handa and Y. Katada (Setsunan University)

Abstract– Open-ended evolution is considered to be caused by several factors, one of which would be co-evolution. However, in general, artificial co-evolutionary systems should not be expected to exhibit continuous progressive adaptation with each generation improving on previous generations. In this paper, we proposed an opponent selection method where each individual’s fitness is evaluated against the best competitors of the preceding generations in order to measure the “Red Queen effect” of fitness landscapes on predator and prey agents and to investigate co-evolutionary progress.

Key Words: Evolutionary Robotics, Genetic Algorithm, Neural Networks, Fitness Landscape

1 はじめに

競争型共進化において、種が存続するためには進化し続ける必要があり進化をやめるとその種は絶滅する「赤の女王仮説」が提唱されている¹⁾。ここでは、ある種の利益は競争関係にある種の損失となり、その種が利益を得るため対抗戦略を講じることを互いに繰り返す軍拡競争として現れる。

競争型共進化では軍拡競争により、適応度景観が絶え間なく変化し、永続的進化を導くと考えられる。したがって、適応度景観の変化を捉える、つまり、景観の特徴量が変化し続けることを観察できれば、人工進化における共進化の発生を確認できるのではないかと考えた。そこで、我々は捕食-被食関係にある2つの個体集団を設定し、各世代における適応度景観の特徴量を推定し³⁾、その変遷を調べることで、競争型共進化の発生について検証を行った⁴⁾⁵⁾。しかしながら、その結果は上述の予想に反し、多くの場合、適応度景観の特徴量の変化が世代を経るにつれ次第に小さくなっていった。その原因としては採用した適応度景観の特徴量推定法の設定が各世代における特徴量の変化を測定するのに適切ではないことが考えられる。

また、競争型共進化における軍拡競争では、進化時に対戦相手に対して優位になるだけでなく、その時点より過去の世代における対戦相手に対しても優位になることが理想的と考えられる²⁾。文献⁴⁾⁵⁾では、世代毎に対戦相手が変化する設定としていたため、それぞれの対戦相手に十分に適応することが難しくなり、過去の世代に対して必ずしも優位にはならなかった。また、Floreanoらは全ての最良個体を全世代の対戦相手の最良個体に対して評価を行い、軍拡競争について検

証している²⁾。しかし、この方法では、世代数が多くなるほど計算時間が膨大になる。

以上を考慮して本研究では、適応度景観の特徴量を各世代で測定するのではなく、ある一定の世代間隔で測定する。また、自然進化において突然変異率は非常に小さく対戦相手の遺伝的性質は頻繁に変化しないと推測されることから、一定世代間は同一の対戦相手を選択する方法を採用する。これらを用い、計算機実験において捕食-被食関係にある2つの個体集団から適応度景観の特徴量を測定し、対戦相手の変更による適応度景観の変化を検証し、軍拡競争の発生について検証する。

2 適応度景観の特徴量推定

適応度景観の特徴量には凸凹度 (ruggedness) と中立度 (neutrality) があることが知られている³⁾⁶⁾。本稿では、エージェントのコントローラに次節で述べる進化型人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Networks: ANN) を用いるため、その適応度景観にはこの2つの特徴量が含まれると考えられる。これらを推定する指標について次に述べる。

2.1 凸凹度の指標

実問題における凸凹度は適応度景観の相関に基づいて推定される。そこで凸凹度の指標として、その傾きが適応度景観の相関を表す Smith の E_b ⁶⁾ を用いる。

適応度 k の親個体から生まれる子個体の平均適応度を表す E_b は次のように定義される。

$$E_b(k) = \frac{\sum_{g \in G(k)} V(g)}{|G(k)|}. \quad (1)$$

ここで、 $G(k)$ は適応度 k の親から生まれる子の遺伝子型集合、 g は子の遺伝子型、 $V(g)$ は子の適応度である。この $E_b(k)$ は中立度の値の影響を受けず、凸凹度が増加すると k に対する E_b の傾き (\dot{E}_b) は減少することが知られている⁶⁾。この傾きは遺伝的操作として突然変異を用いた場合の自己相関関数に比例し、凸凹度が最も小さいとき $\dot{E}_b \simeq 1.0$ に、凸凹度が最も大きいとき $\dot{E}_b \simeq 0.0$ になる。

2.2 中立度の指標

中立度の指標³⁾ に用いる標準遺伝距離⁷⁾ は以下のように定義される。集団 X における第 i 番目の遺伝子座の対立遺伝子 l の頻度を $x_{il} = n_{il}/M$ ($i = 1, \dots, L$, L : 遺伝子長, M : 個体数, n_{il} : 集団内の対立遺伝子 $l \in \{0, 1\}$ の数) とする。同様に集団 Y における y_{il} を考え、 $j_{xi} = x_{i0}^2 + x_{i1}^2$, $j_{yi} = y_{i0}^2 + y_{i1}^2$, $j_{xyi} = x_{i0}y_{i0} + x_{i1}y_{i1}$ とする。ここで、 j_{xi} は集団 X から任意に選んだ 2 個体における第 i 番目の遺伝子座の対立遺伝子が等しい確率であり、 j_{yi} は集団 Y のそれである。 j_{xyi} は集団 X と Y のそれぞれから任意に 1 個体ずつ選んだ 2 個体における第 i 番目の遺伝子座の対立遺伝子が等しい確率である。これらは各遺伝子座に対し定義されるので、全遺伝子座の平均は、 $J_X = \sum_{i=1}^L j_{xi}/L$, $J_Y = \sum_{i=1}^L j_{yi}/L$, $J_{XY} = \sum_{i=1}^L j_{xyi}/L$ となる。このとき、根井の標準遺伝距離は次のように与えられる。

$$D = -\log_e \frac{J_{XY}}{\sqrt{J_X} \sqrt{J_Y}}. \quad (2)$$

集団遺伝学では、突然変異率が十分に小さいことを仮定している。集団 X と Y の選び方として、 t 世代での個体集団と $t+1$ 世代での個体集団を用い、世代間の遺伝距離 $D_{t,t+1}$ を求める。文献³⁾ では、適応度景観が変化しない問題に対し、

$$D(T) = \sum_{t=1}^{T-1} D_{t,t+1}. \quad (3)$$

とし (T は世代数)、各世代数に対する遺伝距離 $D(T)$ の変化率 α を最小二乗法を用いて求めている。これは、中立度が大きいほど増加し、凸凹度が大きいほど減少するという特性をもつ。しかしながら、適応度景観が毎世代変化する競争型共進化問題⁴⁾⁵⁾ では α を毎世代求めると 1. で述べたように、世代を経るに従って各世代における遺伝距離の変化 $D_{t,t+1}$ が、式 (3) に与える影響が小さくなり、大きく反映しなくなる。したがって、特徴量の変化の検証が困難になっていた。そこで本稿では、ある一定の世代間隔 (T_c) に基づいて遺伝距離を以下のように計算する。

$$D(T_s) = \sum_{t=T_s}^{T_s+T_c-1} D_{t,t+1}. \quad (4)$$

ここで、 T_s は一定世代間の初期世代である。式 (4) は、式 (3) と同様の特性をもつと考えられることから、世代数に対する遺伝距離の変化率 α を T_c 間に獲得した遺伝距離のデータから最小二乗法を用いて求める。これを式 (1) の傾き \dot{E}_b と併せて、中立度の指標とする。

3 計算機実験

3.1 実験設定

競争関係にある個体集団として捕食者集団 (Pr) と被食者集団 (Py) を仮定する。実験環境は Fig. 1 のように設定し、周囲は壁に囲まれているものとする。エージェントは壁用と他エージェント用の 2 種類の距離センサをもち、その配置を Fig. 2 とする。移動機構として、左右二輪独立駆動型を用い、移動速度の最大値は、両エージェント共に等しい設定とする。エージェントの制御器として、中間層・出力層が完全相互結合された ANN を用いる。入力ノード数は $N_s = 18$ (センサ数)、出力ノード数は $N_o = 2$ (左右モータの周速度)、中間ノード数は $N_h = 3$ とする。Fig. 1 の初期位置から、それぞれのエージェントの初期姿勢を 90° ずつ変えた試行を 16 回行う。Pr はより早く Py を捕えることを、Py はより長く Pr の追跡から逃れることを目的とし、次の適応度関数を用いてそれぞれの適応度を計算する、

$$F_{pr} = \sum_{i=1}^{Trials} \frac{1 - Step_i/MaxStep}{Trials}, \quad (5)$$

$$F_{py} = \sum_{i=1}^{Trials} \frac{Step_i/MaxStep}{Trials}. \quad (6)$$

ここで、 $Trials$ は試行回数 (16) であり、 $Step_i$ は試行 i におけるエージェント同士が接触するまでのステップ数、 $MaxStep$ は最大のステップ数で 400 とする。進化

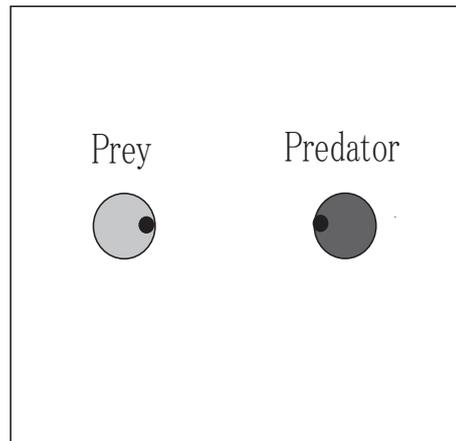


Fig. 1: Experimental setup for a pursuit-evasion contest.

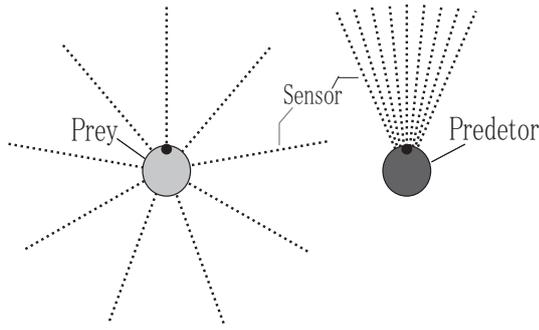


Fig. 2: Simulated models of sensors for predator and prey robots .

手法として Simple GA を用いる . ANN の結合荷重を変数とし , 10 ビット・バイナリコーディングを行う . 先に述べた ANN の構造から , 遺伝子長は $L = 1150$ となる . 2.2. で述べた遺伝距離を求めるため , 点突然変異のみを遺伝的操作として用いる³⁾ . 突然変異率は , 2.2. で述べたように十分に小さく設定する必要があることから , $1/L$ とする . 選択法としてトーナメント選択を用い , トーナメントサイズは 2 とする . 両集団ともに個体数を $M = 50$, 世代数を 5000 とし , 独立に 10 試行を行う .

また , 競争する対戦相手の個体の選択方法として , 次の 2 パターンの設定を用いる .

- T_s 世代から $(T_s + T_c - 1)$ 世代における対戦相手として $(T_s - 1)$ 世代での最良個体 (O_{T_s}) を用いる . ここで $T_s \in \{1, 1001, 2001, 3001, 4001\}$, $T_c = 1000$ とし , 初期世代から 1000 世代までの対戦相手は初期世代からランダムに選択した 1 個体とする (Fig. 3(a)) . この対戦相手の選択法を OP1 とする .
- T_s 世代から $(T_s + T_c - 1)$ 世代における対戦相手として $(T_s - 1)$ 世代での最良個体とそれまでの世代で対戦した最良個体の複数 ($\{O_1, O_{1001}, \dots, O_{T_s}\}$) を用いる . ここで T_s, T_c は OP1 と同様とし , 初期世代から 1000 世代までの対戦相手も OP1 と同様に設定する (Fig. 3(b)) . この対戦相手の選択法を OP2 とする .

3.2 実験結果と考察

3.2.1 最大適応度の推移

Fig. 4 に , 対戦相手の各選択方法における , 世代に対する最大適応度の推移の 10 試行中の典型例を示す . OP1 における Pr の適応度は 2001 世代で少し下がるものの ,

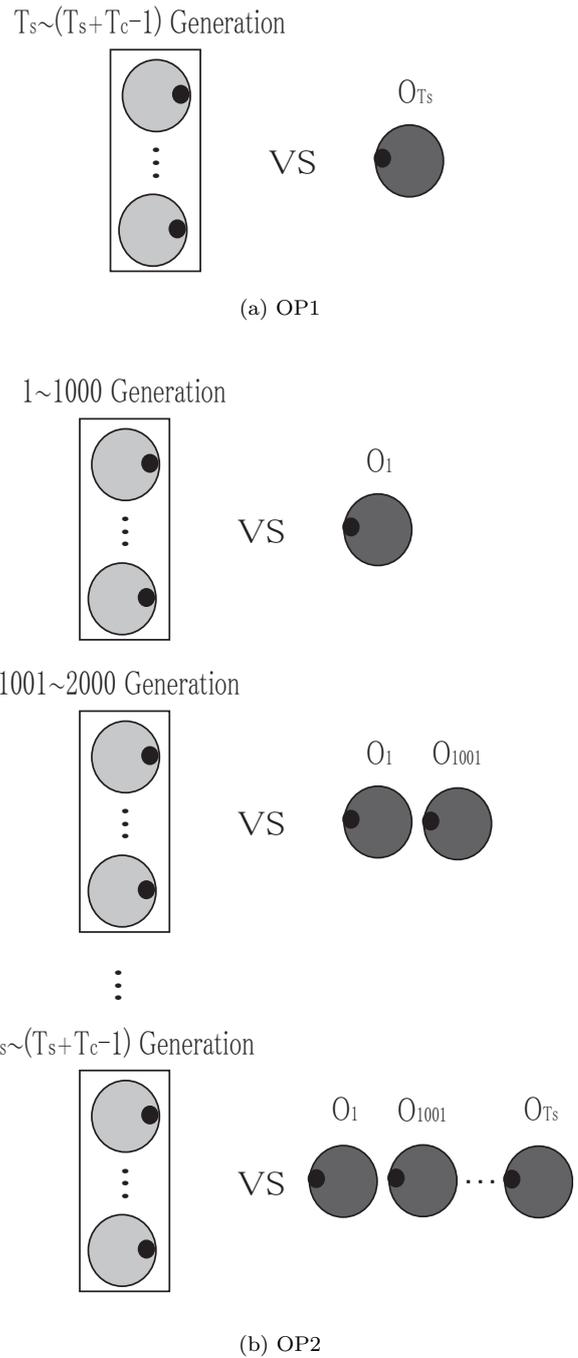
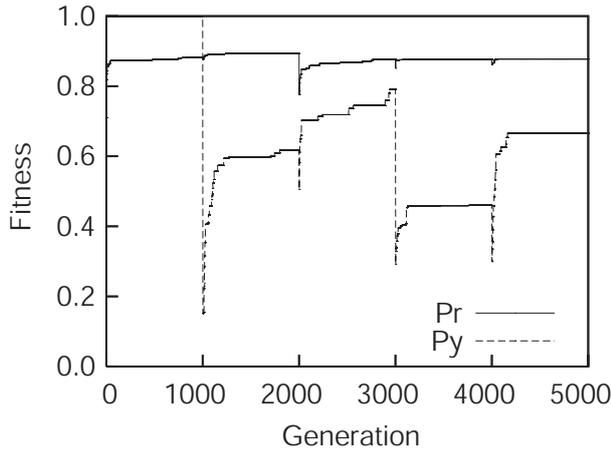
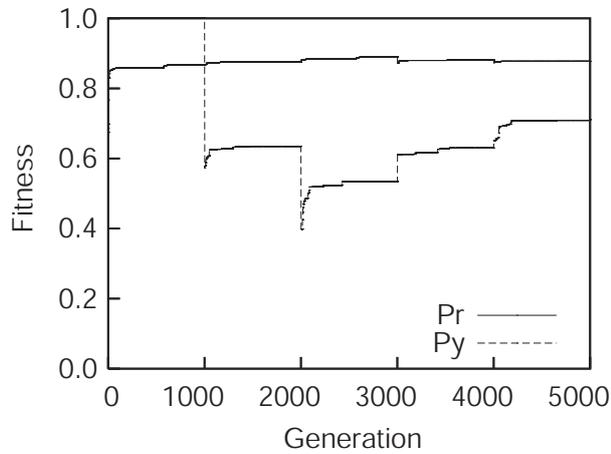


Fig. 3: Method of selecting opponent .

その他においてはほぼ一定に保たれている (Fig. 4(a)) . P_y の適応度は , 初期世代から 1000 世代まで非常に高い値を示しており , 1001 世代で適応度が一度低くなり世代を経るにつれ少しずつ適応度が高くなる . そして , 次の 2001 世代目でまた適応度が低くなり , 以降 1000 世代毎にこれが繰り返される (Fig. 4(a)) . OP2 における Pr の適応度は , 安定的に高い値を示している (Fig. 4(b)) . P_y の適応度は , 初期世代から 1000 世代まで非常に高い値を示しており , 1001 世代から 2000 世代 , 2001 世代から 3000 世代と OP1 における P_y の適応度の変化



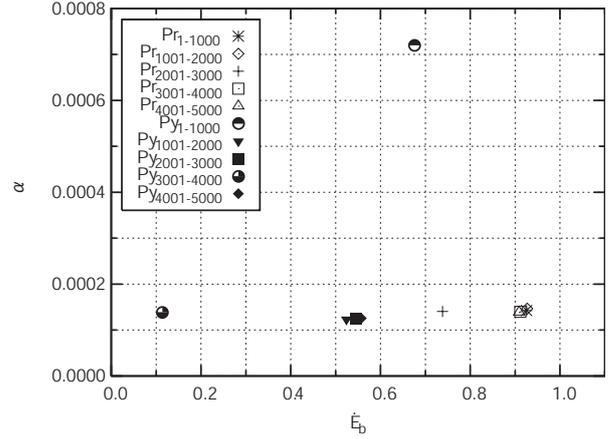
(a) OP1



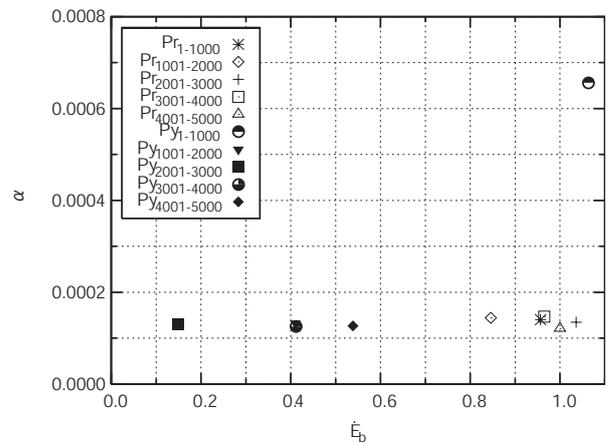
(b) OP2

Fig. 4: Maximum fitness at each generation .

と似た変化を示している．3001 世代以降は，対戦相手
が変更されても，適応度が下がることなく，より高い適
応度を示している (Fig. 4(b)) . Py に関して，初期 1000
世代の適応度とそれ以降の適応度に大きな差が出る理
由としては，初期 1000 世代の対戦相手は初期世代から
ランダムに選択した個体であることから，Py は Pr に
追いつかれることがほとんどなく逃げるのが容易
であったためと考えられる．一方，Pr の適応度は，初
期 1000 世代とそれ以降あまり変化しない．この理由
としては，Pr と Py の初期位置 (Fig. 1) の関係から Pr
が獲得することのできる適応度に上限があり，1000 世
代以降の対戦相手であっても，その上限に近い適応度
を獲得できるほど十分に適応することが可能であった
からだと考えられる．また，OP1，OP2 ともにどの集
団においても，対戦相手が固定されている間は適応度
の改善が見られる．しかし，Py の適応度は対戦相手
を変更する前の適応度に達しておらず，変更された対戦



(a) OP1



(b) OP2

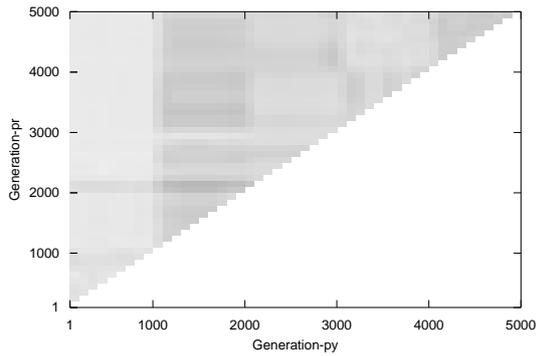
Fig. 5: α as a function of the correlation (\dot{E}_b) for each
generation .

相手に対して適応できない，もしくは，十分に適応す
る時間がなかったと考えられる．

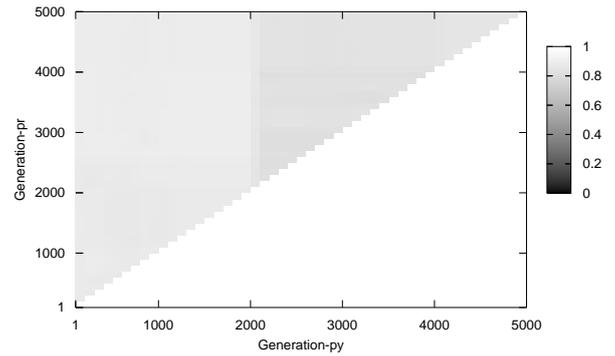
3.2.2 適応度景観の特徴量

Fig. 4 で示した試行における各世代間 ($T_s, T_s + T_c - 1$)
で求めた (\dot{E}_b, α) を Fig. 5 に示す . Pr に関して \dot{E}_b は高
い値を示し， α はほとんど変化していない．これは，対
戦相手が変わると，適応度景観の中立度は変化せず，
相関のみが変化することを表している．2001 世代から
3000 世代の \dot{E}_b は，他の世代の \dot{E}_b より低い値を示し
ている (Fig. 5(a)) . このことから，2001 世代から 3000
世代における Pr の適応度は対戦相手の変更直後に低く
なりその改善に時間がかかっていると考えられる．

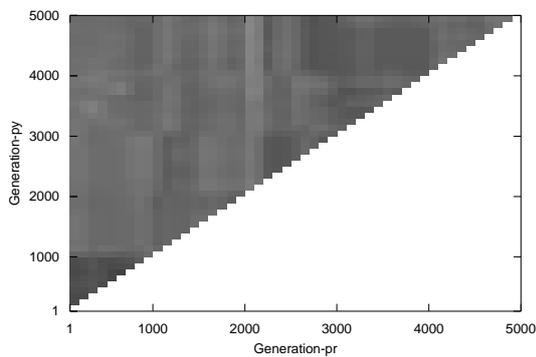
一方 Py における初期 1000 世代の特徴量は \dot{E}_b, α 共
に，最も高い値を示している．1001 世代以降では， \dot{E}_b
の値は大きく変化しているが， α はほとんど変化して
いない．Py の初期 1000 世代の α が高い値を示して
いる理由として，3.2.1. で述べた初期の対戦相手では



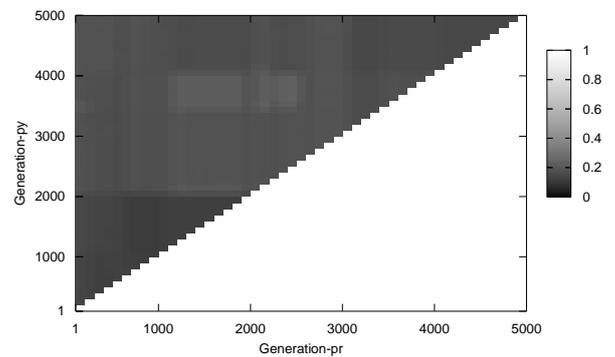
(a) Pr



(a) Pr



(b) Py



(b) Py

Fig. 6: Current individual vs. ancestral opponents (OP1) .

Fig. 7: Current individual vs. ancestral opponents (OP2) .

P_y は追いかけることがなく、高い適応度が得やすかったからだと考えられる。また、Fig. 4(a)における P_y の適応度と比較すると、 P_y の \dot{E}_b が高い値を示している世代と、 P_y の適応度が高い値を示している世代が対応している。これは、 \dot{E}_b の値が大きくなる、つまり、相関が大きくなっていることから進化が容易になり、適応度が高くなったと考えられる。さらに OP2 についても、 P_y 、 P_r 共に OP1 と同様の結果が確認できる (Fig. 5(b)) .

3.2.3 過去の世代との比較

前節までに行われた結果によると、対戦相手を変更することで、適応度景観の特徴量は変化し、その適応度景観に対応した適応度の改善も両集団に見られることから、進化実験の対戦相手に対し適応的に進化していると考えられる。しかし、競争型共進化においては、1. で述べたように全世代にわたる対戦相手に対し適応度が改善されていることが望ましい。そこで本節では、Floreano ら²⁾が行っている、各世代の最良個体を過去の世代の最良個体と対戦させる方法を用い、全世代に

おける対戦成績からその検証を行う。

Fig. 4(a) で示した試行における過去の世代との対戦成績を Fig. 6 に、Fig. 4(b) で示した試行における過去の世代との対戦成績を Fig. 7 にそれぞれ示す。ここでは、色の濃淡で成績を示しており、色が明るいほど成績が良く、濃い程成績が悪い設定となっている。また、過去の世代との対戦であるため、ある世代 (例えば 10 世代) の個体は、その世代以降の世代 (10 世代からその後) の相手とは対戦しないことから対角線の上側のみで成績は表される。さらに、計算時間の問題から本実験では、100 世代毎の最良個体を選択し対戦させる。Fig. 6(a)、Fig. 7(a) では、 P_r がほぼ全ての対戦において良い成績を示している。Fig. 6(a) においては、2100、2200 世代の P_r が全体と比較してあまり良い成績を示していない。これは、Fig. 4(a) において他の世代より低い適応度を示している世代の最良個体であるためと考えられる。一方、Fig. 6(b)、Fig. 7(b) の P_y はほぼ全ての対戦においてあまり良い成績を示していない。特に、初期世代から 1000 世代では、全体と比較して良い

対戦成績を示していない。これは、3.2.1. で述べたように対戦相手が初期世代からランダムに選択した個体であることが原因だと考えられる。また、Fig. 7(b) では、2001 世代より後の P_y の対戦成績がそれ以前の成績と比較して良い成績を示している。この 2001 世代目は、Fig. 4(b) において、進化実験時に複数の対戦相手が存在する設定 (OP2) に対して、うまく適応し最大適応度が下がることなく上がり始める世代である。本実験では、初期世代から 1000 世代の P_y が進化時に獲得した適応度と比べて良い対戦成績を示さなかった。また、その他の世代に関しては、進化時に獲得した適応度にほぼ等しい成績を示した。このことから、過去の対戦相手に対して全ての世代で必ずしも良い成績を示していないことから理想的な軍拡競争が起こっているとは言い難い。

4 おわりに

本稿では、一定の世代間で適応度景観の特徴量を測定し、その間において同一の対戦相手を選択する方法を採用した。これを用い、捕食-被食関係にある 2 つの個体集団において、対戦相手を変更することによる適応度景観の変化を検証し、軍拡競争の発生について検証を試みた。得られた結果について次にまとめる。

- 適応度景観の特徴量の測定法を一定の世代間とすることで、特徴量の変化を確認できた。特に相関が変化していることがわかる。また、初期 1000 世代の対戦相手の設定から、 P_y におけるその世代間の中立度は他の世代と比べ大きくなっていった。
- P_r , P_y 共に、相関の値が大きくなると進化が容易になり、高い適応度を示す。
- OP1 の最大適応度では、対戦相手の変更により最大適応度が下がり、世代を経るにつれて適応度が改善される。OP2 では、世代を経るにつれ、対戦相手の変更されても適応度が下がることなく改善され続ける。
- 過去の世代との比較では、全世代に対して必ずしも良い対戦成績を示さない。 P_r 及び 1000 世代以降の P_y は、進化時に獲得した適応度にほぼ等しい値を示しており、理想とする軍拡競争とは言い難い。

今後は、初期世代から 1000 世代にかけての対戦相手の選択方法を、初期世代からランダムに選択するのではなく、評価を行った後の個体を用いることによる検証を行っていきたい。さらに、 P_y に関して最大適応度の改善の途中において対戦相手の変更により、変更前の対戦相手に対して十分に適応する時間がなかった可

能性が考えられる。そこで、SGA と比べより良い解空間を探索することができる Operon GA⁸⁾ を用い、さらなる適応度の改善が行われるのかを検証していく予定である。

参考文献

- 1) マッド・リドレー: 赤の女王, 翔泳社 (1995)
- 2) D. Floreano and S. Nolfi: God Save the Red Queen! Competition in Co-Evolutionary Robotics, In Proceedings of the 2nd Annual Conference on Genetic Programming, Stanford University, 398/406 (1997)
- 3) 片田喜章, 大倉和博: 根井の標準遺伝距離を用いた適応度景観に含まれる neutrality の推定- 進化ロボティクスへの適用, システム制御情報学会論文誌, 18-8, 284/291 (2005)
- 4) 半田佑太, 片田喜章: 競争型共進化における適応度景観の特徴量推定, 第 52 回システム制御情報学会研究発表講演会論文集, 249/250 (2008)
- 5) 半田佑太, 片田喜章: 捕食-被食関係にある進化型エ-ジェンとにおける適応度景観の特徴量推定, 第 18 回インテリジェント・システム・シンポジウム (FAN シンポジウム) 講演会論文集, 251/256 (2008)
- 6) T. Smith, P. Husbands, P. Layzell and M. O'Shea: Fitness Landscape and Evolvability, Evolutionary Computation, 11-4, 381/415 (2002)
- 7) 根井正利: 分子進化遺伝学, 培風館 (1990)
- 8) 大倉和博, 上田完次: 非定常関数最適化問題のための遺伝的アルゴリズム, システム制御情報学会論文誌, 8-6, 269/276 (1995)