簡易コーディングを用いた進化型人工神経回路網の 移動ロボット制御問題における性能検証*

片田 喜章[†]・日高 拓哉[†]

Simply Coded Evolutionary Artificial Neural Networks on a Mobile Robot Control Problem*

Yoshiaki KATADA[†] and Takuya HIDAHA[†]

One of the advantages of evolutionary robotics over other approaches in embodied cognitive science would be its parallel population search. Due to the population search, it takes a long time to evaluate all robot in a real environment. Thus, such techniques as to shorten the time are required for real robots to evolve in a real environment. This paper proposes to use simply coded evolutionary artificial neural networks for mobile robot control to make genetic search space as small as possible and investigates the performance of them using simulated and real robots. Two types of genetic algorithm (GA) are employed, one is the standard GA and the other is an extended GA, to achieve higher final fitnesses. The results suggest the benefits of the proposed method.

1. はじめに

ロボットが実環境で自律的に振る舞うためには、システム自身が高い環境適応能力をもち、環境との相互作用を通して自らの振舞いを獲得しなければならない[1]。このアプローチの一つに、多点探索による高い解探索能力が期待できる人工進化を用いて自律ロボットの制御器を設計する進化ロボティクス[2]がある。進化ロボティクスでは、制御器の評価は次の方法のどちらかで行われる。

a) 実環境でロボットを用いる[3]

b) シミュレーションを用いる[4]

a)の方法では、実環境でロボットを評価するため、実時間がかかる。人工進化で要する進化時間は数百世代から数千世代が一般的であり、膨大な時間がかかる。しかしながら、ロボットは実環境で評価されているため、その環境で適切に振る舞うことができる(その進化時間内に適応度が十分に改善されていることを仮定している)。一方、b)の方法では、ロボットの評価にかかる時間を非常に短くすることができる。しかし、シミュレーションで獲得した制御器を実ロボットに搭載する場合、シミュレーションと実環境のギャップによってロボットが必ず

しも実環境で適切に振る舞えるとは限らない[5]。この問題に対しては多くのアプローチ[4,6,7]が提案されているが、シミュレーションを用いることができる問題は、その環境およびロボットとの相互作用を適切にモデル化できる問題に限られる。進化ロボティクスのアプローチをより多くの問題に適用するには、a)実環境でロボットを評価する方法、つまり、実環境でロボットを進化させる時間を短縮する方法を考える必要がある。

これに対し、人工進化が解くべき問題の探索空間をできるだけ小さく設定することが考えられる。つまり、遺伝子長を短くすることができれば、どの進化アルゴリズムを採用しても基本的には進化時間を短縮することが可能であると期待できる。Floreanoらは遺伝子長が非常に短くなるように人工神経回路網(Artificial Neural Networks: ANN)をコーディングし、移動ロボット[8]や飛行船ロボット[9]を実環境で進化させている。参考文献[8,9]は遺伝子長を短く設定することを積極的に提案する主旨の報告ではないが、その意図するところは明らかである。

本論文ではこれらの文献[8,9]に動機付けられ、遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithms: GA)の遺伝子長が短くなるように、ANNの遺伝子コーディングとして考える最も簡単なものを新たに2種類提案する。さらに高い適応度を獲得するために、拡張型GAの一つでありANNの進化に対し有効性が確かめられているOperon

* 原稿受付 2009年4月22日

[†] 摂南大学 工学部 Faculty of Engineering, Setsunan University; 17-8 Ikeda-nakamachi, Neyagawa, Osaka 572-8508, JAPAN

Key Words: evolutionary artificial neural networks, evolutionary robotics, genetic algorithms, mobile robot.

GA(OGA)[10–12]を適用し, Simple GA(SGA)を適用する場合と比較する. そして, この簡易コーディングを用いた進化型人工神経回路網 (Evolutionary Artificial Neural Networks: EANN) をロボット制御問題の一つである移動ロボットのゴール到達問題に適用し, 計算機実験および実機実験においてその性能を検証する.

以下, 第 2 章では, 提案する簡易コーディングを用いた EANN について述べる. 第 3 章では, 自律移動ロボットのゴール到達問題に関して, 提案手法の性能を計算機実験において検証する. 第 4 章では, 実機実験において第 3 章で得られた知見の検証を行う. 第 5 章で本論文のまとめを示す.

2. 簡易コーディングを用いた進化型人工神経回路網

本章では, GA の遺伝子長ができるだけ短くなるように ANN をコーディングする方法を述べる. 以下, このコーディング法を用いる EANN を Simply Coded Evolutionary Artificial Neural Networks (SCEANN) とよぶことにする.

2.1 ANN の構成

中間層・出力層が相互結合された ANN を用いる. i 番目のニューロンの時刻 t での出力は以下の式で表される.

$$x_i(t) = f\left(\sum_j \omega_{ij} x_j(t-1)\right) \quad (1)$$

ここで, ω_{ij} は j 番目のニューロンから i 番目のニューロンへの結合荷重, $f(x)$ はニューロンの出力関数であり, 本論文では (2) 式で与えられるシグモイド関数を用いる.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x/T)} \quad (2)$$

T はシグモイド関数の傾きを定める正定数である.

一般的な EANN ではその設計変数として, 各ニューロン間の結合荷重・各ニューロンのしきい値 (シグモイド関数を用いる場合はその傾き)・ニューラルネットの構造・学習則のいずれか, またはそのいくつかを扱う [13]. 本論文では遺伝子長を短くするために, ニューラルネットの構造は固定とし, 学習は行わず, 結合荷重のみを GA の変数とする. また, シグモイド関数の傾きはパターン認識などにおいて多く採用される $T=1$ とする [14]. 結合荷重 ω_{ij} のコーディング法の詳細を以下で述べる.

2.2 SCEANN

–SCEANN 1

1. で述べた Floreano ら [8,9] は, 実ロボットの進化に次のようなコーディング法を用いている. 中間ノード数を N_h , 出力ノード数を N_o とし, 2.1 で述べた ANN の構成から中間層または出力層に含まれる一つのノードに注目すると (Fig. 1), 遺伝子型全体は $(N_h + N_o)$ 個のブロックから構成され, 1 個のブロックは中間層・出力

Fig. 1 Architecture of ANN for one block of a genotype

層に含まれる各ノードに関して定義される (Fig. 2). ブロックの最初のビットはそのノードに入る全結合の符号 $\{+, -\}$ を表し, 残りのビットは N_s 個の入力ノード $\cdot N_h$ 個の中間ノードおよび N_o 個の出力ノードからの結合の有無 $\{1, 0\}$ を表す (Fig. 2(a)). 本論文では, 結合の強さは存在する結合すべてにおいて, $|\omega_{ij}| = 1$ とする. したがって, 遺伝子長は $L_1 = (N_h + N_o)(1 + N_s + N_h + N_o)$ ビットとなる.

文献 [8,9] では, ANN として Pulsed Neural Networks(PNN)[15]を用いているが, この PNN は GA の設計変数以外に複数のパラメータを設定する必要がある. これらのパラメータは PNN の性能に大きく影響を与えること, および, パラメータが少ない従来型の ANN の方がより一般的な知見が得られると考えられるため, 本論文では 2.1 で述べた ANN を用いることにする.

–SCEANN 2

SCEANN 2 では, Floreano らのコーディング法 (SCEANN 1) によって表現される ANN の構造に多様性を持たせるために, 中間・出力ノードに入る結合それぞれに符号を設定する. つまり, ブロックはそのノードに入る結合の符号 $\{+, -\}$ および結合の有無 $\{1, 0\}$ で構成される (Fig. 2(b)). SCEANN 1 と同様に $|\omega_{ij}| = 1$ とする. 遺伝子長は $L_2 = 2(N_h + N_o)(N_s + N_h + N_o)$ ビットとなる. 一般的に, L_2 は L_1 より長くなるが, 従来のコーディング法のように 1 変数に数ビットを要する方法と比較すると, その遺伝子長は短くなる. 本論文では, 簡易コーディングの枠組みの中で ANN の構造の多様性を考慮したコーディング法の性能について検証するため, SCEANN 2 を提案する.

–SCEANN 3

SCEANN 3 では SCEANN 1・SCEANN 2 で考えた結合の有無をコーディングせず, 入力・中間・出力ノードをすべて結合する. つまり, ブロックはそのノードに入る結合の符号 $\{+, -\}$ のみで構成される (Fig. 2(c)). SCEANN 1・SCEANN 2 と同様に $|\omega_{ij}| = 1$ とする. 遺伝子長は $L_3 = (N_h + N_o)(N_s + N_h + N_o)$ ビットとなる. 以上より, 同じ (N_s, N_h, N_o) で比較すると一般的に $L_3 < L_1 < L_2$ となる.

Fig. 2 Genetic representation of one block

3. 計算機実験

3.1 タスクとモデル

本章では、ロボット制御問題の一つであるゴール到達問題において、2. で示した SCEANN の性能を検証する。Fig. 3 にゴール到達問題の概略を示す。ロボットに搭載する距離センサは図に示す距離まで測定が可能であり、物体までの距離と反比例する値を出力するように設定する。ロボットの移動機構を左右二輪独立駆動型と仮定し、その中心位置 (x, y) と姿勢 θ (Fig. 4) は (3) 式のように更新する。

$$\begin{aligned} x_{t+1} &= x_t + \frac{V_R + V_L}{2} \cos \theta_t + \omega_{xt+1} \\ y_{t+1} &= y_t + \frac{V_R + V_L}{2} \sin \theta_t + \omega_{yt+1} \\ \theta_{t+1} &= \theta_t + \frac{V_R - V_L}{2R} + \omega_{\theta t+1} \end{aligned} \quad (3)$$

ここで、 V_R と V_L は両車輪の周速度、 $2R$ は車輪間隔、 $\omega_{[.]t}$ はシステム誤差とする。(3) 式のシステム誤差は平均 0・標準偏差 σ の正規分布 $N(0, \sigma)$ で表されることが知られている [16]。本実験では、 σ は各ステップにおける移動量の 10% に設定する。モータ出力は ANN の出力値 x によって次のように与えられる： $V_{R,L} = V_{max} \times x$ 。ここで、 V_{max} は車輪の最大周速度とする。

ロボットは、より速くゴールに到達することを目的と

Fig. 3 Experimental setup for a simulated environment

Fig. 4 Simulated model for a mobile robot

する。ロボットの初期位置を Fig. 3 の環境における左下、ゴールの位置を右上にする。試行はロボットがゴールに到達するか、到達せずに 200 ステップ経過したときに終了する。ロボットの初期姿勢 θ_0 を 0° から 45° ずつ変えた試行を 8 回行い、次の適応度関数を用いて適応度を計算する。

$$Fitness = \frac{1}{NumTrials} \sum_{k=1}^{NumTrials} \left(1 - \frac{Step}{MaxStep}\right) \quad (4)$$

ここで、 $NumTrials$ は試行回数 (8) であり、 $MaxStep$ は 200 とする。

3.2 実験設定

ロボットの制御器として、2. で示した SCEANN を用いる。入力ノード数は $N_s = \{1, 2, \dots, 7\}$ (距離センサ数, Fig. 5), 中間ノード数は $N_h = \{1, 2, \dots, 5\}$ と変化させる。出力ノード数は $N_o = 2$ (モータ数) とする。一般的に入力ノード数や中間ノード数は EANN の設計者が問題ごとに決定する。1. で述べたように本論文の目的は遺伝子長を短くすることであり、 N_s や N_h もできるだけ遺伝子長が短くなるように設定することが望ましいため、ここでは小さい値で実験を行うこととする。このように (N_s, N_h) のそれぞれを変化させて得られる知見は、他の問題に本手法を適用する際にも参考になると考えられる。

Fig. 5 Number of the proximity sensors equipped with a mobile robot

Fig. 6 Maximum fitness at the final generation for each coding by the SGA and the OGA for the simulated environment

進化手法としてSGAおよびOGAを用いる．ANNの結合荷重を変数とし，2.で述べたようにコーディングを行う．参考文献[11]と同様の理由により，交叉は両GAともに用いない．SGAでは遺伝的操作として点突然変異のみを用いる．各SCEANNに対し両GAともに点突然変異率を $1/L_n$ ($n=1,2,3$)とする．OGAでは遺伝的操作として点突然変異に加えて五つの遺伝的操作を用いる．これらは結合，分割，重複，欠失，逆位とよばれ，各パラメータは $(g_{con}, g_{div}, g_{dup}, g_{del}, g_{inv}) = (0.3, 0.3, 0.6, 0.3, 0.3)$

を使用する．OGAは冗長な遺伝子型をもつが，この冗長性を示すリスト長は6とする（OGAの詳細および各パラメータの推奨値については参考文献[10,11]を参照）．両GAともに，選択法としてトーナメント選択を用い，エリート戦略を適用する．SGAでは弱い選択圧が，OGAでは強い選択圧が推奨されていることから，SGAではトーナメントサイズを2に，OGAでは6に設定する[11]．個体数を25，世代数を50とし，各計算回数を50回とする．本研究では，提案手法の有効性を検証するために，

両 GA ともに各設定を用いた場合の最終世代における最大適応度を比較する。ここで、最終世代である 50 世代より以前の適応度の立ち上がりや 50 世代以降の適応度の改善の可能性も考えられるが、短いと考え設定する 50 世代の終了時に評価を行う。また実用性を考えた場合、最終世代で実行可能解を獲得していること(本タスクではロボットがゴールに到達できること)は、提案手法の有効性を検討するときの一つの要点となる。

3.3 実験結果

Fig. 6 に、各コーディング法を用いた場合の (N_s, N_h) の各組合せに対する各 GA の最終世代における最大適応度 (50 回平均) を示す。両 GA ともに、入力ノード数が増加するほど適応度は増加する傾向にあることがわかる。この傾向が当てはまらない場合 (たとえば、Fig. 6(a) の $N_s = 7, N_h = 5$ や、Fig. 6(c) の $N_s = 6, 7, N_h = 3, 4$)、入力ノード数の増加により遺伝子長が長くなり探索に時間がかかることが高い適応度を示さない一因ではないかと推測される。SCEANN 1, 2 では中間ノード数が減少するほど適応度は増加する傾向にあるが、SCEANN 3 では逆に $N_h = 1$ で高い適応度を示さず中間ノード数に関する傾向は見られない。OGA と SGA を比較すると、 (N_s, N_h) のすべての組合せで OGA が SGA よりも高い適応度を示している。

つぎに、各 GA において比較する。 $N_h = 1, 2, 3$ で SGA を用いた場合、SCEANN 1 は SCEANN 2, 3 よりも高い適応度を示す。また、 $N_h = 4, 5$ に関しては SCEANN 3 が SCEANN 1, 2 よりも高い適応度を示す。一方、OGA を用いた場合、 $N_h = 1, 3$ に関しては SCEANN 1 は SCEANN 2, 3 よりも高い適応度を示す。 $N_h = 2, 4, 5$ に関しては SCEANN 3 が SCEANN 1, 2 よりも高い適応度を示す。

Fig. 7 に、最終世代で最大適応度を示した制御器である OGA を用いた SCEANN 3 ($N_s = 7, N_h = 2$) を搭載したロボットの典型的な振舞いを示す。ロボットは初期

Fig. 7 Behavior of the genetically determined controller for SCEANN 3 with $(N_s, N_h) = (7, 2)$ by the OGA in the simulated environment

位置で θ のマイナス方向 (時計回り) に回転しゴール方向を向き、その後ゴールに向かう。ロボットの振舞いの軌跡はほぼ直線となる。以上より、最終世代で得られた制御器は実行可能解であり、適応度も十分に上がっていると考えられ、提案手法は計算機実験における移動ロボットのゴール到達問題に対し有効であることを確認した。

4. 実機実験

4.1 タスクと実験環境

本章では、実機を用いて 3. で得られた知見の有効性を検証する。タスクおよび基本的な設定は 3. と同じとする。実験環境を Fig. 8(a) に、実験に用いる移動ロボットを Fig. 8(b) に示す。実験環境は平面で、3000 mm × 3000 mm の正方形であり、周囲は壁で囲まれている。移動ロボットは全方位カメラを搭載し、画像処理とロボットの制御を行うノート PC を搭載している。直径 380 mm、左右二輪独立駆動型で、制御器として ANN を用いる。ロボットが全方位カメラ画像を通してゴールとして認識する目標物の形状は、赤色の円筒形 (直径 300 mm・高さ 290 mm) とする (Fig. 8(c))。

(a) real environment

(b) mobile robot

(c) goal

Fig. 8 Experimental setup for a real environment

4.2 ロボットの入出力設定

全方位カメラを用いる場合、一般的に角度情報は信頼性が高く計算も容易である一方、距離情報は計算が複雑になる。しかし、平坦な環境では距離情報は計算が容易であり [17]、取得した画像の中心から同心円上では、全方位カメラの中心からの距離がほぼ一定となる。そこで、Fig. 9 に示すようにロボットの前方を円周方向に一定の角度 (約 13°) で 7 分割し、半径方向に同心円で 20 分割する。ここで、円周方向に 7 分割する理由は、3. で最も良い結果を示した制御器の設定 ($N_s = 7$) に合わせるためである。ANN への入力以下の画像処理によって決定される。

Fig. 9 Omni-directional image plane

- (1) 全方位カメラの画像 (Fig. 9) に対し、目標物の赤色を抽出するように 2 値化・ラベリングを行い、分割された各セルにおける目標物が占める面積 (ピクセル数) を計算する。
- (2) 各円周方向において、各セルの目標物を示すピクセル数がしきい値 (セル内部のピクセル数の 20%) を超えていれば、そのセルの画像中心からの半径方向の距離に反比例する値を対応する ANN の入力ノードに与える。ただし、しきい値を超えていて中心に一番近いセルに関する値を採用する。

ロボットの左右のモータは、PWM 制御によりそれぞれ 40 段階 (前進方向) の速度制御 (デューティ比: $D \in \{61, 62, \dots, 100\} [\%]$) が可能である。速度指令値であるデューティ比は ANN の出力値 x によって次のように決定される: $D = [D_0 + (D_{max} - D_0) \times x]$ 。ここで、 D_0 はロボットが移動できる最小のデューティ比で 61 とし、 D_{max} は最大のデューティ比で 100 とする。

4.3 実験

4.3.1 実験設定

移動ロボットの初期位置および初期姿勢を Fig. 8(a) の環境における左下および右向きにそれぞれ設定する。ゴールの位置は右上とする。各個体につき 1 試行を行い、1 試行はロボットがゴールに到達するか、40 ステップで終了とする (1 ステップは約 1s)。なお、ロボットのゴール判定は搭載されている全方位カメラを用いて行う。

ロボットの制御器として、3. で最も良い結果を示した OGA を用いた SCEANN 3 を用いる。入力ノード数は $N_s = 7$ (ロボットの前方 7 方向, 4.2 参照), 中間ノード数は $N_h = 2$, 出力ノード数は $N_o = 2$ (モータ数) とする。OGA の設定は 3. と同様とする。

4.3.2 実験結果

世代数に対する OGA の最大適応度と集団の平均適応度の推移を Fig. 10 に示す。進化初期では、多くの個体は初期位置付近の壁で動かなくなり、ゴールに到達できず低い適応度を示した。また、実環境における進化のため、ノイズなどによりエリート個体が前世代と同程度の適応度を示せないことがあり最大適応度が安定しない。しかし、世代を経ると安定して高い適応度を示すように

Fig. 10 Fitness at each generation for the real environment

なった。平均適応度は徐々に増加し集団としても進化していることがわかる。また、最終世代までに約 50 時間の実験時間を要した。最終世代で得られた最良個体の振舞いを Fig. 11 に示す。ロボットは、はじめ θ のプラス方向 (反時計回り) に緩やかなカーブを描き (1 - 4), 徐々に急カーブを描き (5 - 8), その後ゴールに向け直進している (9 - 10)。以上より、最終世代で得られた制御器は実行可能解であり、適応度も十分に上がっており、進化時間も現実的な時間に納まっていることから、3. で得た知見が実機実験でも有効であることを確認した。

5. おわりに

ロボットを実環境で進化させるには膨大な時間がかかる。本論文では、この実時間を短縮するために、人工進化が解くべき問題の探索空間をできるだけ小さくすることを目的として、進化型人工神経回路網の簡易コーディング法を提案した。そして、ロボット制御問題の一つである移動ロボットのゴール到達問題に対し、2 種類の GA を適用し、その性能を計算機実験および実機実験により検証した。得られた結果について次にまとめる。

- どのコーディング法を用いても、入力ノード数が増加すると最終世代の適応度は高くなる。
- SCEANN 1 は、中間ノード数が小さい場合に高い適応度を示す。
- SCEANN 3 は、比較的中間ノード数が大きい場合に高い適応度を示す。
- 各入力・中間ノード数の組合せに対し、OGA を適用した SCEANN は SGA のそれよりも高い適応度を示す。
- 実機実験において、計算機実験で得られた知見が有効であることを確認した。

以上より、提案する SCEANN は、移動ロボットのゴール到達問題に対し、適応度および進化時間の観点から有効であることを確認した。提案手法によって獲得される ANN の構造は非常に簡単なものになるため、ロボットの振舞いをニューロンレベルで解析することが可能になるのではないかと期待される。

Fig. 11 Behavior of the genetically determined controller for SCEANN 3 with $(N_s, N_h) = (7, 2)$ by the OGA in the real environment

一方で、提案手法は設計変数の定義域を非常に粗くコーディングしていることになるため、設定する探索空間が問題の実行可能解を含まない可能性がある。今後、他のロボット制御問題に適用し、本手法の有効性および限界をさらに検証する予定である。また、本手法は遺伝

子長が非常に短くなることから、マルチロボットのコントローラすべてを一つの遺伝子型にコーディングする場合 [18] にも有効であると予想されるため、これについても検証したい。

参考文献

- [1] R. Pfeifer and C. Scheier: *Understanding Intelligence*, MIT Press (1999)
- [2] S. Nolfi and D. Floreano: *Evolutionary Robotics: The Biology, Intelligence, and Technology of Self-Organizing Machines*, MIT Press (2000)
- [3] R. A. Watson, S. G. Ficici and J. B. Pollack: Embodied evolution: Embodying an evolutionary algorithm in a population of robots; *Proceedings of Congress on Evolutionary Computation*, pp. 335–342 (1999)
- [4] N. Jakobi: Half-baked ad-hoc and noisy: Minimal simulation for evolutionary robotics; *Proceedings of the Fourth European Conference on Artificial Life*, pp. 348–357 (1997)
- [5] R. A. Brooks: Artificial life and real robots; *Proceedings of the First European Conference on Artificial Life*, pp. 3–10 (1992)
- [6] O. Miglino, H. H. Lund and D. Nolfi: Evolving mobile robots in simulated and real environments; *Artificial Life 2*, pp. 417–434 (1995)
- [7] 高崎, 片田, 大倉, 田浦: 進化型自律移動ロボットのオンラインモデル更新に関する一手法; 第 47 回自動制御連合講演会, CD-ROM 予稿集, 404 (2004)
- [8] D. Floreano and C. Mattiussi: Evolution of spiking neural controllers; *Evolutionary Robotics: From Intelligent Robots to Artificial Life (ER'01)* (T. Gomi, ed.), AAI Books, Springer-Verlag, pp. 38–61 (2001)
- [9] J. C. Zufferey, D. Floreano, M. van Leeuwen and T. Merenda: Evolving vision-based flying robots; *2nd International Workshop on Biologically Motivated Computer Vision (BMCV'2002)*, Lecture Notes in Computer Science, pp. 592–600 (2002)
- [10] 大倉, 上田: 中立突然変異型 GA による騙し問題の最適化; 計測自動制御学会論文集, Vol. 32, No. 10, pp. 1461–1469 (1996)
- [11] 片田, 大倉, 上田: Neutral Networks を含む適応度景観における遺伝的アルゴリズムの進化ダイナミクス; システム制御情報学会論文誌, Vol. 17, No. 5, pp. 187–195 (2004)
- [12] 片田, 大倉: ニュートラルネットワークを含む適応度景観における遺伝的アルゴリズムの進化ダイナミクス—進化ロボティクスでの検証; システム制御情報学会論文誌, Vol. 21, No. 2, pp. 31–39 (2008)
- [13] X. Yao: Evolving artificial neural networks; *Proceedings of the IEEE*, Vol. 87, No. 9, pp. 1423–1447 (1999)
- [14] S. Abe: *Pattern Classification: Neuro-Fuzzy Methods and Their Comparison*, Springer-Verlag (2001)
- [15] W. Maass and C. M. Bishop: *Pulsed Neural Networks*, MIT Press (1998)

- [16] 小森谷, 大山, 谷: 移動ロボットのためのランドマーク観測計画; 日本ロボット学会誌, Vol. 11, No. 4, pp. 533–540 (1993)
- [17] 森, 家田, 松井: 全方位移動機構と全方位視覚を有する小型ロボットによるサッカー競技の実現—チーム OMNI の戦略—; 人工知能学会 第 6 回 SIG-Challenge 研究会論文集, Vol. 1, pp. 42–47 (2000)
- [18] 片田, 西村: 進化型マルチエージェントによる協調荷押し行動獲得に関する一考察; 第 52 回システム制御情報学会研究発表講演会論文集, pp. 469–470 (2008)

著者略歴

かた だ よし あき
片 田 喜 章 (正会員)

1975年7月15日生。1999年3月神戸大学工学部機械工学科卒業, 2004年9月同大学大学院自然科学研究科博士後期課程修了。2005年4月摂南大学工学部電気電子工学科講師, 2009年4月同准教授となり, 現在に至る。進化型計算, 進化ロボティクス, ロボットハンドの研究に従事。博士(工学)。2009年インテリジェント・システム・シンポジウム発表賞受賞。計測自動制御学会, 日本ロボット学会, 電気学会, IEEEなどの会員。

ひ たか たく や
日 高 拓 哉

1986年5月29日生。2009年3月摂南大学工学部電気電子工学科卒業。同年4月中央電設(株)入社, 現在に至る。在学中は進化ロボティクスの研究に従事。