

RoboCup における遺伝的アルゴリズムを用いた意思決定の学習

水島諒^{†1} 穴田一^{†1}

概要 : RoboCup と呼ばれる自律型ロボットによる世界チャンピオンチームに勝てることを目標にした、サッカーの世界大会が毎年行われている。この RoboCup には 5 つのリーグがあり、リーグごとに異なる特徴がある。本研究ではこの 5 つのリーグの中で、各選手がそれぞれ意思決定を行い、人間のような戦術的なサッカーが行われている 2D リーグを扱う。この 2D リーグでは、移動可能範囲が広いことや、リアルタイムで試合が進むため計算時間が制限されていること、11 人同士の対戦であることから、将棋や囲碁より難しいと考えられている。そして、この 2D リーグではチームを構成するエージェントの意思決定のアルゴリズムを経験則で構築することが多い。そこで、本研究ではメモリーを導入した遺伝的アルゴリズムを用いて意思決定を学習させ、その有効性を確認した。

キーワード : RoboCup, 遺伝的アルゴリズム, 人工知能

Decision Making using Genetic Algorithm for RoboCup

RYO MIZUSHIMA^{†1} HAJIME ANADA^{†1}

1. はじめに

近年、「ゲーム AI」の開発が盛んに行われている。例えば、チェスや将棋、囲碁といったゲームが挙げられる。そして、これらのゲームにおいては AI が人間のチャンピオンに勝利するといった事も起きている。また、RoboCup と呼ばれる、自律型ロボットによるサッカーの世界大会が毎年行われている[1]。RoboCup とは、西暦 2050 年迄にサッカーの世界チャンピオンチームに勝てる、自律型ロボットのチームを作ることを目標とした大会である。この RoboCup には 5 つのリーグがあり、リーグごとに異なる特徴がある。本研究では 5 つのリーグのうち、各選手がそれぞれ思考し、人間のような戦術的なサッカーが行われている 2D リーグを扱う。2D リーグは、移動可能範囲が広いことや、計算時間が制限されていること、11 人同士の対戦であることから、前述のチェスや将棋、囲碁といったゲームより難しいと考えられている。

秋山は RoboCup の 2D リーグで使用可能な agent2d(Ver 3.1.1) というチームモデルを公開している[2]。このチームモデルでは、ボールを保持しているエージェントの意思決定に、ゲーム木探索[3]を参考にしたアルゴリズムを使用している。秋山の研究を含め、これまでの研究ではサッカーの専門的な知識を用いて、エージェントの意思決定のアルゴリズムを経験則で構築することが多い。しかし、意思決定のアルゴリズムを改良する際は人手で調整しなければならないが、人手で調整するには限界がある。そこで、本研究では遺伝的アルゴリズムを用いてエージェントの意思決定を学習させ、その有効性を確認した。

2. ゲーム AI

2.1 RoboCup

RoboCup とはロボット工学と人工知能の融合、発展のため、日本の研究者らによって提唱された自律型ロボットによるサッカーの世界大会である。RoboCup で行われている「ロボカップサッカー」は、『西暦 2050 年迄にサッカーの世界チャンピオンチームに勝てる、自律型ロボットのチームを作る』ということを目指し、ロボット工学や人工知能などの研究を推進し、様々な分野の基礎技術として波及させることを目的としたランドマーク・プロジェクトである[4]。現在は、サッカーだけでなく大規模災害へのロボットの応用を目指した「ロボカップレスキュー」や日常生活におけるロボットと人間の共同作業を題材にした「ロボカップ@ホーム」というプロジェクトも存在する。

2.1.1 ロボカップサッカー

ロボカップサッカーは、人間のサッカーの試合と同じように、自分で考えて動く自律型ロボットを使った競技会形式で行われる[5]。現在、自律型ロボット(小型ロボット、中型ロボット、標準プラットフォーム、ヒューマノイド)の 4 リーグとシミュレーションの 1 リーグを合わせた計 5 リーグが存在するプロジェクトである。

- 小型ロボットリーグは、1 チーム 5 台の車輪型ロボットが試合を行う。フィールド全体を見渡すカメラとロボットに搭載したカメラを用いて 1 つのマザーコンピュータがロボットに指示を出す。

^{†1} 東京都市大学
Tokyo City University

- 中型ロボットリーグは、1チーム5台の車輪型の自律型ロボットが試合を行う。ロボットには全方向を見渡せるカメラを搭載することが多く、ロボットは搭載されたカメラのみで環境を認識し、その情報を用いて行動する。
- 標準プラットフォームリーグは、1チーム5台の人型の自律型ロボットが試合を行う。他の自律型ロボットのリーグとは異なり、各チームが同じプラットフォームロボットを使用する。そのため、ロボットの性能の優劣はなくチームの完成度を競う。
- ヒューマノイドリーグは、1チーム3台ずつの人型サイズの自律型ロボットが試合を行う。各リーグの困難な部分を集めたような最も難易度の高いリーグであり、2050年の目標へ向かうリーグである。
- シミュレーションリーグは、1チーム11人ずつの人工知能を搭載したエージェントがコンピュータ上で試合を行う。このリーグは標準プラットフォームリーグをそのままシミュレーションに落とし込んだ3Dリーグと高さの概念がない2Dリーグがある。そして、このシミュレーションリーグは外見上市販のサッカーゲームのように見えるが、中身は大きく異なる。市販されているサッカーゲームは、1つのマザーコンピュータが全てのエージェントの状況を把握しているため、チェスや将棋と同じように状況を全て把握できるゲームとなっている。そのため、全状況を把握した上で全エージェントの操作が可能であり、フォーメーションやチームワークを持たせることが容易である。しかし、このシミュレーションリーグは、それぞれのエージェントは独立した人工知能を搭載し、限られた情報を利用して行動しなければならない。そのため、チームプレーを行うことが難しい。例えば、エージェントの視野範囲は顔が向いている方向だけであることや、ボールやエージェントとの距離を目視では正確に測ることができないこと、蹴ったボールは正確に飛ばないこと、声に相当する通信も情報量は少なく遠いエージェントには届くことすら保障されていないことなどが挙げられる。このように不完全な情報の獲得、正確な行動ができない、仲間の位置が予測できないなどのエージェントが行動する上で難しい問題を多く含んでいるリーグとなっている。

2.1.2 ロボカップレスキュー

ロボカップレスキューは、ロボカップサッカーで培われた技術を災害救助に利用しようというプロジェクトである。地震などの大規模災害時を想定して救助戦略を発展させようというシミュレーションと、災害現場で救助に役立つ自律型ロボットの開発を推進する活動を行っている。

2.1.3 ロボカップ@ホーム

ロボカップ@ホームとは、ロボカップサッカーで培われた技術を日常生活で活用しようというプロジェクトである。そして、人間とロボットが共に暮らしていけるのかという可能性を探るプロジェクトとなっている。キッチンやリビングルームでの利用を想定し、ロボットがいかに人間と共に作業を遂行できるか、その技術を競技形式で評価する。

2.2 2D リーグ

2Dリーグの試合時間は、前半、後半300秒ずつで1試合600秒となっていて、0.1秒間隔で離散化されている。そして、2次元平面で表わされる仮想のサッカーフィールド上で、1チーム11人ずつの円形のエージェントが試合を行う。本研究では2Dリーグで使用されている2Dシミュレータを使用するため、次に2Dシミュレータの説明をする。

2.2.1 2D シミュレータ

2Dリーグでは、RoboCup Soccer Simulator(RCSS)というシミュレータを利用している。RCSSは図2.1のようにエージェント同士は直接通信することができず、rcssserver というシミュレータ本体を介して通信を行う。

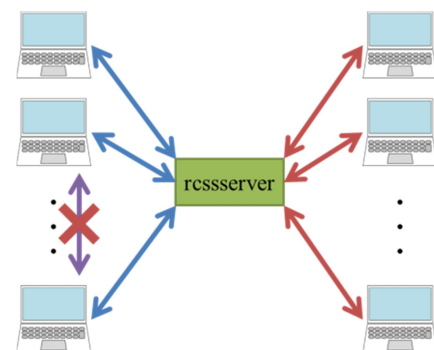


図 2.1. RCSS の通信方法

エージェント同士は直接通信することができず、rcssserver というシミュレータ本体を介して通信を行う。

RCSSの物理モデルは実世界を一部簡素化してモデル化したものとなっている。そして、RCSSのフィールドの座標系は図2.2のようにになっている。フィールド中央を原点とし、フィールドの長辺方向をx軸、短辺方向をy軸とした直交座標系で、x軸は自分のゴール側が負の値となっている。フィールドの大きさは長さ105m、幅68mである。

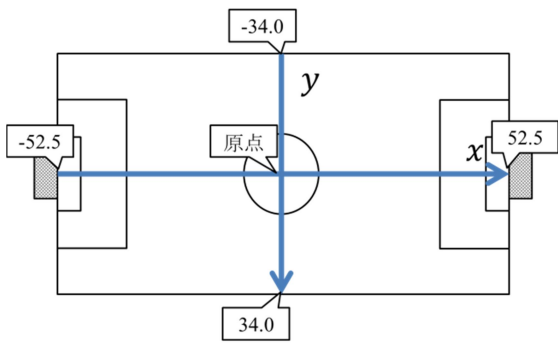


図 2.2. フィールドの座標系

フィールド中央を原点とし、フィールドの長辺方向を x 軸、短辺方向を y 軸とした直交座標系となっており、 x 軸は自分のゴール側が負の値になるようになっている。フィールドの大きさは長さ $105m$ 、幅 $68m$ である。コーナーエリアの位置は (x, y) で表すと、図の左上が $(-52.5, -34.0)$ 、右上が $(52.5, -34.0)$ 、右下が $(52.5, 34.0)$ 、左下が $(-52.5, 34.0)$ である。

2.2.2 2D シミュレータの特徴

2D シミュレータのエージェントは、人間に近い性能となるようなシステムとなっている。主な特徴として、エージェントがそれぞれ独自に考えて動く「分散型マルチエージェントシステム」や、エージェントが正確に情報を把握できない「不完全情報処理」、エージェントごとに得意なことや不得意なことがある「エージェントごとの能力差」が挙げられる。以下に3つの特徴の詳細な説明を記す。

- 分散型マルチエージェントシステム

一般に市販されているようなサッカーゲームは1つの人工知能が試合に関する全ての情報を活用して11人をどのように動かすかを考え、操作している。しかし、人間はそれぞれが得た情報から独自に考え行動し、互いの考えを共有することはできない。そのため、2D シミュレータは複数のエージェントがそれぞれ得た情報から独自に考え行動するシステムである分散型マルチエージェントシステムを利用している。

- 不完全情報処理

人間が視覚などから得られる情報には誤差がある。また、全ての情報を知覚することはできない。例えば、ボールやエージェントとの距離を目視では正確に測ることができないことや図 2.3 のように1番の選手が知覚した場合、2番の選手は知覚できるが2番の選手の影になっている4番の選手や、視野範囲外にいる3番の選手を見るのが出来ないなどが挙げられる。そのため、2D シミュレータのエージェントはエージェントやボールまでの距離を正確に測ることができないことや、視野範囲外のエージェントを見るのが出来ないことなどの不完全情報を処理しなければならない。

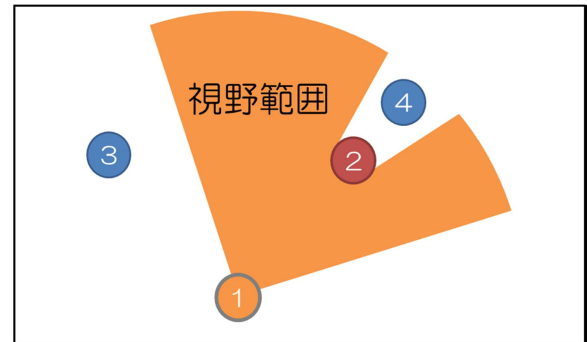


図 2.3. 2D シミュレータにおける不完全情報処理

●, ●, ● はエージェントを表し、番号は背番号を表す。そして、オレンジ色の扇は1番の選手が知覚できる視野範囲である。1番の選手は2番の選手を見ることができるが2番の選手の影になっている4番の選手や視野範囲外にいる3番の選手を見るのが出来ない。また、2番の選手との距離の目測も若干誤差がでるようになっている。

- エージェントごとの能力差

人間にはそれぞれ得意不得意があり、能力に差がある。そのため、2D シミュレータではエージェントごとに能力が異なるようになっている。

3. 既存研究のチームモデル

秋山は RoboCup の 2D リーグで使用可能な agent2d(Ver 3.1.1) というチームモデルを公開している[2]。agent2d は、ボールを保持しているエージェントの意思決定を、Chain Action モデルを用いて行う。

3.1 Chain Action モデル

秋山は、自分も敵も同時に動くサッカーのエージェントの意思決定に、ゲーム木探索[3]を参考に Chain Action モデルを提案した。Chain Action モデルでは、ボールを保持しているエージェントが、現在の全エージェントの配置を初期状態とし、パスとドリブルの行動によって局面がどのように展開するかをツリー構造で表す。そして、その全ての展開を評価し、最も評価が高い展開を選択する。選択のための評価値 V は次式で表される。

$$V = x_b + \max \{0.0, 40.0 - dist_{bg}\} \quad (1)$$

ここで、 x_b はボールの x 座標、 $dist_{bg}$ はボールとゴールの距離を表す。第1項は敵のフィールドに行くほど値が高くなり、第2項はゴールに近いほど値が高くなる。このため、 V の値は敵のゴールに向かうような展開ほど高くなり、

選択されやすくなる。図 3.1 はある局面から考えられる可能な展開をツリー構造で表し、 V の値を(1)式を用いて評価した結果である。図の全ての展開の中で最良の展開は V の値が最も高い「ボール保持者は 7 番にパスをし、7 番が 8 番にパスをする」という展開である。そのため、ボールを保持しているエージェントは最良の展開になるように「7 番にパスをする」を選択する。

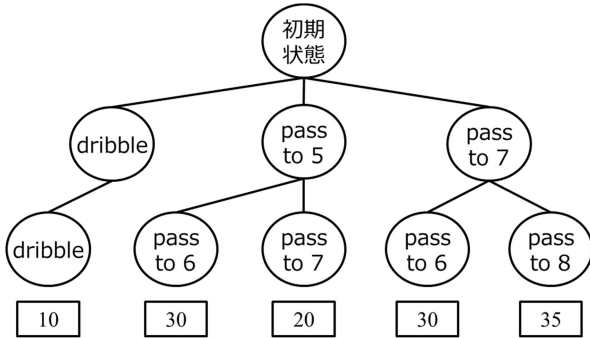


図 3.1. Chain Action モデルで作成したツリー構造の例
 ○は可能な行動を示し、中には行動の種類が示されている。末端の行動後の評価値 V の値を□の中に表す。全ての展開の中で最良の展開は V の値が最も高い「ボール保持者は 7 番にパスをし、7 番が 8 番にパスをする」という展開である。

3.2 既存研究のチームモデルの問題点

秋山の研究を含め、これまでの研究ではサッカーの専門的な知識を用いて、経験則で評価値 V を構築している。そのため、評価値を改良する際は(1)式の評価項を検討し、重みや閾値を人為的に調整しなければならないが、それには限界がある。

4. 提案モデル

4.1 意思決定を学習するための評価値

前述の問題を避けるため遺伝的アルゴリズムを用いて重みや閾値を学習させた。展開を評価するために用いる評価値はパス、ドリブル、ホールドという 3 つの行動ごとに異なると考えたため、(1)式を変更し、行動 a の評価値 $V(a)$ を次のように定義した。

$$V(a) = \alpha \times Y + \sum_{p=1}^3 (w_{ap} \times U_{ap}) \quad (2)$$

ここで、 α は全行動共通の評価項 Y の重み、 w_{ap} は行動 a の評価項 U_{ap} の重みを表す。

全行動共通の評価項 Y には次のようなものを用意した。

$$Y = \begin{cases} 34.0 - |y_b| / 34.0 & \text{if } (x_b > th_1) \\ 0.0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots x \text{ 軸からの離れ度合}$$

ここで、 y_b は行動後のボールの y 座標、 th_1 は x 軸の閾値を表し、 Y は 0 以上 1 以下の範囲をとる。2D リーグでは高さの概念が無く、敵陣内のサイドに進んだとしても頭上を通すパスができない。そのため、行動の選択肢が狭まるだけであると考えたため、敵陣内のサイドより中央の方が高評価になるように調整した。

行動 a の評価項 U_{ap} には次のようなものを用意した。

$$\begin{aligned} U_{a1} &= (x_b + 52.5) / 105.0 && \dots \text{敵陣地への攻め度合} \\ U_{a2} &= \max\{0.0, th_{a2} - dist_{bg}\} / th_{a2} && \dots \text{敵ゴールとの近さ} \\ U_{a3} &= dist_{bno} / 5.0 && \dots \text{フリー度合} \end{aligned}$$

ここで、 x_b は行動後のボールの x 座標、 $dist_{bg}$ は行動後のボールとゴールとの距離、 th_{a2} は行動 a の $dist_{bg}$ の閾値、 $dist_{bno}$ は行動後のボールとボールから一番近い敵との距離を表す。 U_{a3} の分母にある 5.0 は試合の際によく見かけるあるエージェントとそのエージェントから一番近い敵とのおおよその距離である。そして U_{a1}, U_{a2} は 0 以上 1 以下の範囲をとり、 U_{a3} はおおよそ 0 以上 1 以下の範囲をとるようにした。

今回はパス、ドリブル、ホールドという 3 つの行動ごとに評価の方法を変えたため、それぞれ重み、閾値を用意した。そのため (2) 式の第 1 項のパラメータは α と th_1 の 2 個となる。そして、第 2 項のパラメータは w_{ap} の 3 個と th_{a2} の 4 個を行動 a ごとに用意したため、12 個である。よって、総パラメータ数は 14 個である。

また、エージェントの意思決定はポジションごとに異なると考えたため、ポジションごとにパラメータを用意した。今回は 6 つのポジションに分けたため、総パラメータ数は 84 個である。この 84 個のパラメータそれぞれを遺伝子とし、遺伝的アルゴリズムを用いてパラメータを進化させる。

4.2 遺伝的アルゴリズムの適用方法

本研究では用意した 8 チームに勝てるように学習を行った。チームの評価は用意した 8 チームとそれぞれ 2 回ずつ対戦させ、次式で表される適合度 G を用いて行う。

$$G = \sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^2 (P_{ij} + D_{ij} / 100) / (8 \times 2) \quad (3)$$

ここで、 P_{ij} はチーム i の j 回目の勝ち点を表し、勝利なら 3、引き分けなら 1、敗北なら 0 を表す。そして D_{ij} は得失点差である。そのため、チームの評価は計 16 試合の勝ち点の平均を用いており、勝ち点の平均が同じ際は、得失点差を用いている。

遺伝的アルゴリズムの流れは以下の通りである。

- I. 初期世代
 84 個のパラメータをランダムに決定したチームを 16 チーム作成する。用意した 8 チームと対戦し(3)式を用いて適合度 G を求める。
- II. 交叉
 ランキング選択[6]によって 2 チームを選択することを繰り返し 8 組作成する。そして、1 組ごとに 2 チームで BLX- α [7]を用いて交叉を行い、新たに 2 チームを作成し、計 16 チームを作成する。
- III. 突然変異
 新たに作成したチームのパラメータ全てに 5% の確率で、指定されたパラメータ範囲内のランダムな値に変更する。
- IV. 適合度計算
 残存したチームと新たに作成したチームの計 32 チームを、それぞれ用意した 8 チームと対戦し(3)式を用いて適合度 G を求める。
- V. 選択
 エリート戦略[6]に基づき現在の世代における上位半分の 16 チームを次の世代に残す。
- VI. 終了条件
 50 世代経過を終了条件とし、II~V を指定した世代まで繰り返す。

4.3 メモリーの導入

2D リーグは、エージェントごとに能力が異なることや、ボールやエージェントとの距離を目視では正確に測ることができないこと、蹴ったボールは正確に飛ばないことなどの影響があり、試合結果がばらつきやすい。また、1 試合あたりの計算時間もかかる。

そこで、メモリーという過去 5 世代分の適合度を記憶できるスペースを持たせる。そして、対戦して求めた適合度とメモリーに記憶してある適合度を用いて平均適合度を求め、交叉選択の際に使用することで、試合結果のばらつきの影響を抑えた。また、過去 5 世代分の適合度をメモリーに記憶したチームは、対戦して適合度を求めることをせずに、メモリーに記憶した適合度のみを用いて平均適合度を求める。これにより計算時間を減少させた。

5. モデルの評価

5.1 実験設定

本研究では、遺伝的アルゴリズムの適合度計算の際に使用する 8 チームを表 5.1 に記す。

表 5.1 適合度を用いる 8 チーム

| チーム名 | 説明 |
|-----------------|---|
| Fifty-Storms | 公開されている最新の大会『RoboCup2011 日本大会』にて動作するチーム |
| KU_BOST | |
| Puppets | |
| TDUThinkingAnts | |
| HELIOS-FU | |
| TOYOSU_GALAXY | |
| agent2d | 既存研究のチームモデル(Ver.3.1.1) |
| HELIOS | agent2dを開発する際にベースとなった『RoboCup2010 世界大会』の優勝チーム |

初期に作成したチーム数は 16、毎世代新規に作成するチーム数は 16、1 チームあたりのパラメータ数は 84、1 世代あたり上記の 8 チームとそれぞれ 2 回対戦し、終了世代は 50 である。各パラメータの範囲と刻み幅は表 5.2 に記す。

表 5.2 各パラメータの範囲と刻み幅

| パラメータ名 | 範囲 | 刻み幅 |
|-------------|-----------------|-----|
| 重み α | [0.0, 5.0] | 0.1 |
| 閾値 th_1 | [-50.0, 50.0] | 2.0 |
| 閾値 th_2 | [0.0, 100.0] | 2.0 |
| 重み Wap | [0.0, 5.0] | 0.1 |

5.2 実験結果

図 5.1 に各世代における最良チーム(1 位)の適合度を示す。適合度は世代数が増すと高くなっていることが分かる。

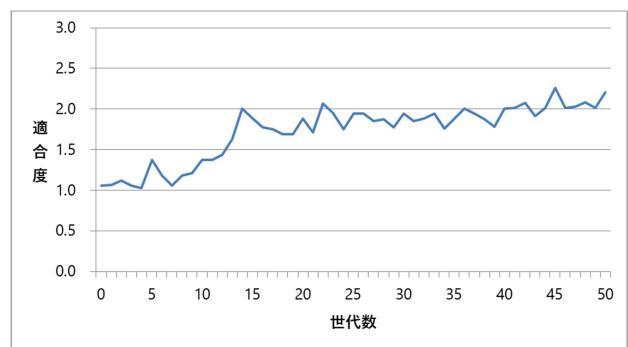


図 5.1. 世代数と世代内における最良チームの適合度の関係

横軸に世代数、縦軸に適合度をとったもの。提案モデルは世代が進むごとに適合度が高くなっていることが分かる。

この図から、サッカーの専門的な知識を必要とすることなく自己学習することによりエージェントの意思決定を学習することができたと考えられる。しかし、適合度が収束しているとは言いがたい。そのため、適合度が収束するまで世代を繰り返さなければならないと考えられる。

次に、メモリーの導入の効果を見るため、終了世代数である 50 世代目における残存したチームのメモリーに記憶してある適合度の数を確認し、表 5.3 に示す。

表 5.3 50 世代目における各チームのメモリーに記憶してある適合度の数

| 順位 | 記憶している適合度の数 | 順位 | 記憶している適合度の数 |
|----|-------------|-----|-------------|
| 1位 | 1 | 9位 | 2 |
| 2位 | 2 | 10位 | 3 |
| 3位 | 2 | 11位 | 5 |
| 4位 | 4 | 12位 | 5 |
| 5位 | 4 | 13位 | 4 |
| 6位 | 1 | 14位 | 3 |
| 7位 | 2 | 15位 | 5 |
| 8位 | 5 | 16位 | 4 |

この表から、メモリーを 5 世代分全て利用しているチームは 16 チーム中 4 チームある。そのため、1 世代にかかる計算時間が減少していることが分かる。しかし、終了世代数である 50 世代目の最良チーム(1 位)は、メモリーに記憶してある過去 1 世代分の適合度と、対戦して求めた適合度の平均がたまたま高かったため、1 位となった可能性がある。そのため、試合結果がばらつきの影響を受けているかもしれないと考えられる。そこで、50 世代目の上位 5 チームと既存のチームモデルである agent2d(Ver 3.1.1)の計 6 チームを、それぞれ適合度を求める際に用いた 8 チームとそれぞれ 100 回対戦させて求めた適合度結果を表 5.4 で記す。

表 5.4 50 世代目における上位 5 チームと 8 チームの対戦結果(100 回平均)

| チーム名 | 既存の適合度 | 提案の適合度 | | | | |
|-----------------|---------|--------|------|------|------|------|
| | agent2d | 1位 | 2位 | 3位 | 4位 | 5位 |
| Fifty-Storms | 2.54 | 2.10 | 1.54 | 1.88 | 2.00 | 1.45 |
| KU_BOST | 1.5 | 0.96 | 1.27 | 0.75 | 0.82 | 0.96 |
| Puppets | 1.62 | 1.18 | 1.33 | 0.87 | 1.09 | 0.95 |
| TDUThinkingAnts | 2.93 | 2.40 | 2.50 | 2.07 | 2.16 | 2.00 |
| HELIOS-FU | 1.66 | 1.00 | 1.05 | 1.13 | 1.04 | 0.97 |
| TOYOSU_GALAXY | 2.97 | 2.51 | 2.64 | 2.33 | 2.52 | 2.79 |
| agent2d | 1.38 | 0.79 | 1.20 | 0.81 | 0.56 | 0.64 |
| HELIOS | 0.08 | 0.06 | 0.04 | 0.09 | 0.06 | 0.09 |
| 平均 | 1.84 | 1.38 | 1.45 | 1.24 | 1.28 | 1.23 |

この表から、HELIOS 相手には既存のチームモデルである agent2d より提案モデルの 50 世代目の順位が 3 位のチームの方が適合度が高いという結果となった。しかし、それ以外の対戦相手に関しては、全て適合度が低いという結果となった。これは、図 5.1 から分かるように収束していないため、今後終了世代を増やしていくとよりよい結果が得られると考えられる。また、図 5.1 の 50 世代目における適合

度は 2.21 であるが、表 5.4 の結果を見ると 1.38 となっている。このことから、メモリーに記憶してある過去 1 世代分の適合度と、対戦して求めた適合度の平均がたまたま高かったと考えられる。

6. 今後の方針

今回は終了世代を 50 世代としたが、適合度が収束するまで世代を繰り返さなければならない。また、本研究では(3)式のような適合度を用いたが、よりよい適合度について検討していかなければならない。そして、学習方法についても検討していかなければならない。最後に、メモリーを導入したことで 1 世代にかかる計算時間を減少させることができたが、未だ計算時間がかかるため 1 世代にかかる計算時間を更に減少させたい。

参考文献

- [1] Hiroaki Kitano, Minoru Asada, Yasuo Kuniyoshi, Itsuki Noda, Eiichi Osawa and Hitoshi Matsubara, "RoboCup: A Challenge Problem for AI", AI Magazine, Vol.18, No.1, 1997, pp.73-85.
- [2] 秋山 英久, "アクション連鎖探索によるオンライン戦術プランニング", 人工知能学会研究会資料, SIG-Challenge-B101-6, pp.23-28 (2011).
- [3] 新谷虎松, 大園忠親, 白松俊: "知識システムの実相基礎-スライドで理解する人工知能技術-", コロナ社, (2012).
- [4] "ロボカップ日本委員会". <http://www.robocup.or.jp/original/about.html>, (参照 2016-10-31).
- [5] 大島真樹: "Java でつくる RoboCup サッカー選手プログラム", 森北出版株式会社 (2005).
- [6] 佐藤 浩, 小野 功, 小林 重信, "遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価", 人工知能学会誌, Vol.12, No.5, pp.734-743 (1997).
- [7] Eshelman, L.J, "Real-Coded Genetic Algorithm and Interval Schema ta", Foundations of Genetic Algorithm 2, pp.187-202, 1993.