

RoboCup2D サッカーシミュレーションにおける 遺伝的アルゴリズムを用いたチーム強化

河本敬子[†] 岩間裕和[‡] 清永翔[‡] 一野天利[†] 谷澤一雄[‡] 堀部和雄[‡]
 近畿大学 生物理工学部 知能システム工学科[†]
 近畿大学 生物理工学部 知能システム工学科 学生[‡]

1. はじめに

RoboCup サッカーシミュレーションはマルチエージェントシステムの研究における様々な知見が得られるものとして期待されている。マルチエージェントシステムにおける各エージェントの配置がシミュレーション結果に重要な影響を及ぼすことがあり、エージェント群における有効な協調行動を実現する適切な配置を獲得する方法として、遺伝的アルゴリズム (GA) などが知られている。

本研究では、RoboCup2D サッカーシミュレーションにおけるチームの強化方法として、遺伝的アルゴリズムの有効性を検討する。

2. 操作対象パラメータ

RoboCup2D サッカーシミュレーションでは、HELIOS, UvA Trilearh, agent2D[1]をベースとしたチーム開発が行われている。本研究では、我々の開発したチーム KU-BOST (UvA Trilearh チームをベースに均衡した試合での打開策として使用されるカウンター戦術を用いたチーム) を用いて実験を行う。KU-BOST のフォーメーション設定に用いられる formation.conf 内での 5 種類の以下のパラメータを GA の操作対象とした。

■ プレイヤごとに値が決まるパラメータ

X-pos : X 方向 (サイドライン方向) の基準位置

Y-pos : Y 方向 (センターライン方向) の基準位置

■ P-type ごとに値が決まるパラメータ*

X-atter : X 方向に関して、プレイヤの位置がボールの位置に引き寄せられる (フィールド中央からボールまでの距離にあわせて自己位置を調整する) 度合い

Y-atter : X-atter と同様に Y 方向の度合い

本研究では、ゴールキーパーを除く 7 種類・10 プレイヤのパラメータを操作対象とした。具体的には、

$$10 (\text{プレイヤ}) \times 2 (\text{パラメータ}) + 7 (\text{種類}) \times 2 (\text{パラメータ}) = 34$$

となり、この 34 個の値を 1 チーム、1 個体とする。

3. 遺伝的アルゴリズムの設計

本研究での GA の設計は以下のように行った。

■ 初期世代

44 個の値をランダムに決定したチーム (個体) を 20 個体生成した集合。

■ 個体評価方法

各チームが評価対象の相手チーム (ベンチマーク用チーム) 3 チームのうちランダムに決定したチームと試合を行い、得点、失点につき評価を行う。評価値の計算式[2]は以下を使用する。

得点評価 = 得点 / 世代内最高得点

失点評価 = 1 - (失点 / 世代内最高失点)

評価値 = 0.5 (得点評価 + 失点評価)

本実験で用いるベンチマーク用チームは 3 チームとも初期世代生成と同じ条件で生成する。

■ 選択方法

エリート戦略に基づき、現在の世代において評価値が上位の 2 チームをそのまま次世代へ残す。残りの 18 チームは、ルーレット選択法によって決定する。そして、順番にベンチマーク用チームとランダムに対戦させる。

■ 交叉方法

本研究で使用した交叉方法を図 1 に示す。交叉方法は 1 点交叉とし、プレイヤごとに値が決まる X-pos, Y-pos, P-type の 3 パラメータを交叉の対象とする。交叉点は親の各ペアごとにランダムに 1 つ選び、3 パラメータは同じ交叉点で交叉させる。

■ 突然変異

本実験では行わない。

■ 終了基準

20 世代経過を終了条件とする。

Strengthening of Team of RoboCup2D Soccer Simulation by using Genetic Algorithm

Keiko Kohmoto[†], Syou Kiyonaga[‡], Hirokazu Iwama[‡],

‡, Tadatashi Ichino[†], Kazuo Tanizawa[†], Kazuo Horibe[†]

[†] Department of Intelligent System, School of Biology-Oriented Science and Technology, Kinki University

[‡] Undergraduate Student, Kinki University

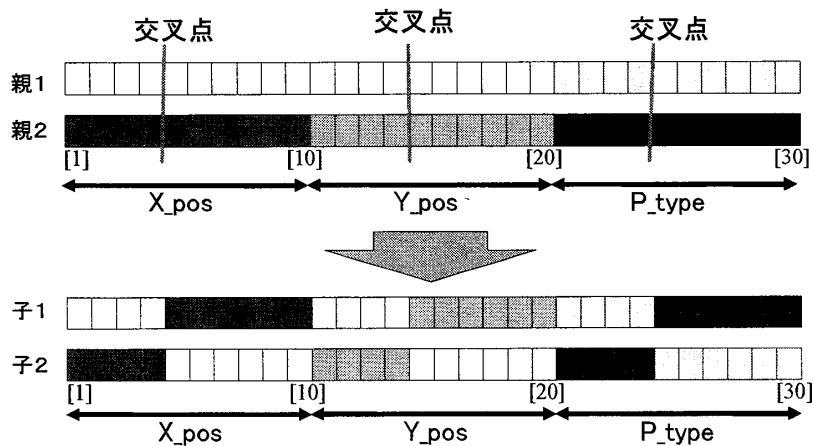


図1： 交叉方法

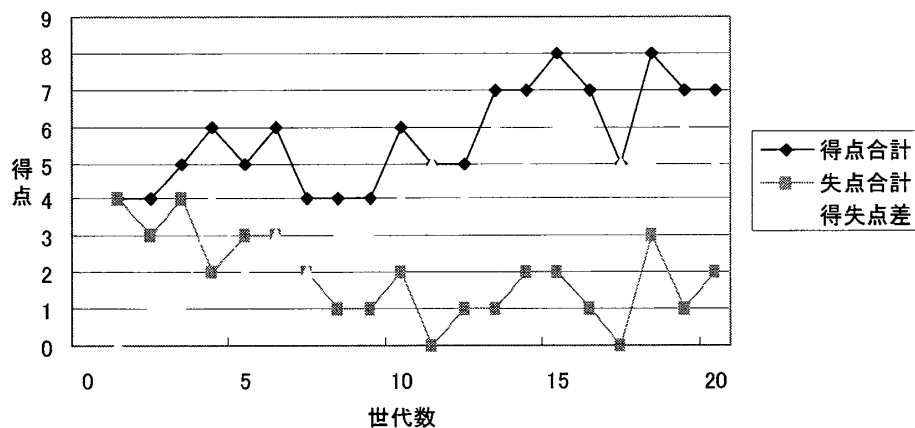


図2： 得失点の推移

4. 数値実験

GA によるチームの強化を評価するために数値実験を行った。本実験で使用したチーム数は 20、ベンチマークチーム数は 3、世代数は 20、エリートチーム数は 2 である。

図 2 は各世代における得失点の推移を示す。文献[2]では、P-type も操作対象であったために、オフェンスが増え、飛躍的に得点力の高いチームを生成することができるが、ディフェンダーが少ないために失点も多いという実験結果であった。

しかし、本研究では P-type を操作対象とせず、実験を行ったところ、少しずつではあるが、得点の平均は高くなり、失点は少なくなつたので得失点差は確実に高くなった。

5. 終わりに

本研究では、RoboCup2D サッカーシミュレーションにおけるチームの強化方法として、遺伝的

アルゴリズムの有効性を検討した。

結果から、GA を用いることで得失点差が高くなり個体が成長していることを示した。

得失点差が収束していないことから、さらに世代数を増やすことで、更に強いチームの作成が期待できると考えられる。

参考文献

- [1]秋山英久, “ロボカップサッカーシミュレーション2Dリーグ必勝ガイド”, 秀和システム, 2006.
- [2]河本敬子, 加治竜弥, 一野天利, 谷澤一雄, 堀部和雄, “RoboCup2D サッカーシミュレーションにおける遺伝的アルゴリズムを用いたフォーメーションの強化”, 第 69 回情報処理学会講演集(2), pp. 49-50, 2008.