

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

河本敬子[†] 加治竜弥[‡] 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フォーメーションの強化方法として、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 : プレイヤの種類。ゴールキーパー, ディフェンダー, ミッドフィルダー, フォワードなどの 8 種類

■ 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、

$$10 \text{ (プレイヤ)} \times 3 \text{ (パラメータ)} + 7 \text{ (種類)} \times 2 \text{ (パラメータ)} = 44$$

となり、この 44 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。

$$\begin{aligned} \text{得点評価} &= \text{得点} / \text{世代内最高得点} \\ \text{失点評価} &= 1 - (\text{失点} / \text{世代内最高失点}) \\ \text{評価値} &= 0.5 (\text{得点評価} + \text{失点評価}) \end{aligned}$$

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 Formation of RoboCup2D Soccer Simulation by using Genetic Algorithm

Keiko Kohmoto[†], Tatsuya Kaji[‡], Tadatoshi Ichino[†], Kazuo Tanizawa[†], Kazuo Horibe[†]

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

[‡] Undergraduate Student, Kinki University

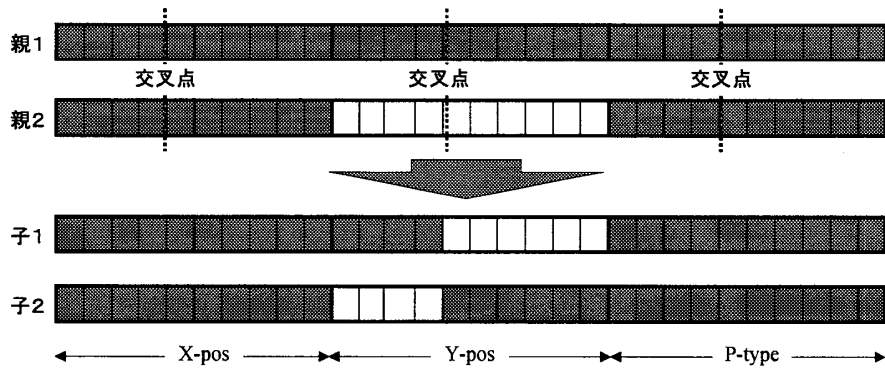


図1： 交叉方法

4. 数値実験

GAによるフォーメーション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平均を示す。結果から、得点平均は世代数が増すごとに従って高くなる。失点平均は全体的にばらつきが見られた。原因としては、交叉によってディフェンダーの少ないチームが生成され、ベンチマーク用チームのフリーキックが止められず大量失点へと繋がることがあり、失点のばらつきが見られた。

図3は各世代における最高評価値のチームの得失点を示す。図2と図3を比較すると、図3での最高評価値チームの得点が下がっているにも関わらず、図2での各世代ごとの得点平均が上がっている。これは、各世代内でのそれぞれの個体の得点能力が上がったためであると考えられる。

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フォーメーションの強化方法として、遺伝的アルゴリズムの有効性を検討した。

結果から、GAを用いることで得点平均が高くなることを示した。失点に関しては、ディフェンダーの最低人数を決めるなどの詳細なパラメータ設定を行うことで、更に強いフォーメーション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]中上剛輔，岡田英彦，“遺伝的アルゴリズムによるロボカップサッカーのチーム成長評価”，第69回情報処理学会全国大会講演論文集(2)，pp. 517-518，2007。

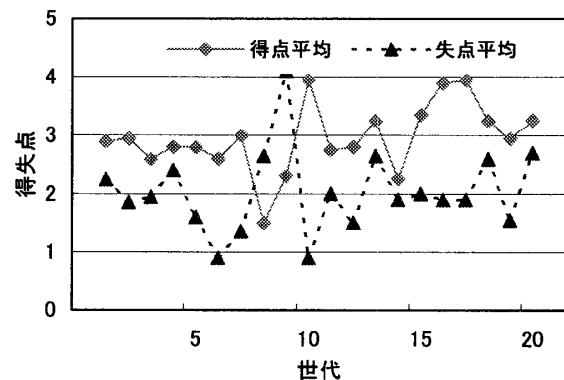


図2： 得失点の平均

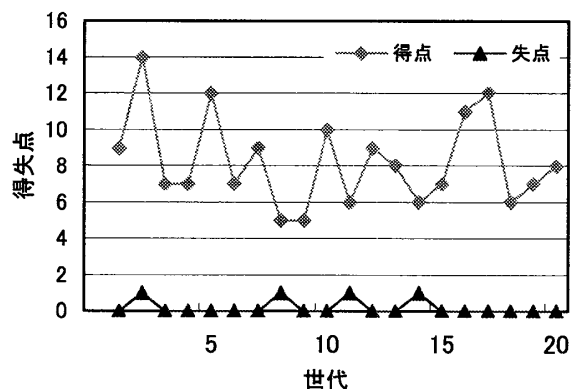


図3： 最高評価値のチームの得失点