

RoboCup2D リーグにおけるGAを用いたプレイヤーの行動の最適化

藤野真矢[†] 中村 克彦[‡][†] 東京電機大学大学院理工学研究科[‡] 東京電機大学理工学部

1 まえがき

RoboCup 2D シミュレーションリーグは、プレイヤーの役割をする自立したエージェントのチームがサッカーの試合を行う競技である。プレイヤーは各サイクルごとに視覚情報や聴覚情報を受けとり、キックやダッシュなどの動作を行う。プレイヤー間の通信や体力（スタミナ）などの制限が設けられているため、このリーグの試合は実際のサッカーに近い。チームはオンラインコーチと11のプレイヤーによって構成され、プレイヤーごとにセンターフォワードやサイドバックなどポジションが与えられる。

本研究は、ポジションごとのプレイヤーの動作を改良して個々のプレイヤーの性能を向上させることを目標とする。従来、RoboCup 2D シミュレーションリーグの出場チームの多くは、ポジションごとの動作に違いがなくすべて同じであった。各動作には行動指針となっている値（パラメータ）があり、このパラメータをポジションごとの適切なパラメータに最適化させることによって個々のプレイヤーの動作の改良が期待できる。この研究では、パラメータのより適切な組み合わせを求めするために遺伝的アルゴリズム（GA）を用いる。GAにおいて必要なパラメータの組み合わせの評価は、シュートやパスなどの個々の動作から判定することが難しいため試合結果から総合的に判定する必要がある。しかし、シミュレーションによる試合は時間を要するため、これをいかに高速化させることが問題である。

2 GAの対象とするパラメータと遺伝子構成

この研究では、GAによって動作や行動に関するパラメータの最適な組み合わせを求める。対象とするパラメータは多用する動作 dash や行動の tackle と mark に関連する以下の5つとする [1]。

- tackle_probably：タックルを試みるかどうかを決める成功率（敵やボールとの位置を参考に計算さ

Optimization of Player's Action by Genetic Algorithm in RoboCup2D League

Masaya Fujino[†], Katsuhiko Nakamura[‡]

[†]Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Denki University

[‡]School of Science and Engineering, Tokyo Denki University

[†]12rmj29@ms.dendai.ac.jp, [‡]nakamura@rd.dendai.ac.jp

表 1: パラメータの範囲

パラメータ	範囲
recover_max	0.3 ~ 1.0 (0.1 刻み)
recover_min	0.1 ~ 0.8 (0.1 刻み)
tackle_probably	0.6 ~ 0.95 (0.05 刻み)
mark_line	-15+ ~ 20+ (5 刻み)
mark_stamina	3500 ~ 7000 (500 刻み)

れる) の下限

- recover_max & recover_min：dash の際、体力消費に関する判断基準。
- mark_line：マーク動作を実行する位置の判断基準
- mark_stamina：マーク動作を実行するスタミナの判断基準

パラメータの範囲は表 1 の通りである。なお、パラメータは 3bit で表せるようそれぞれ 8 通りである。+ はポジションによる補正を表す。

3 遺伝的アルゴリズム

GA における各項目の詳細は次の通りである。

- 遺伝子 プレイヤーのポジションを offence, midfielder, defender の 3 種類に分割した。遺伝子は各ポジションが 7 種のパラメータを持つ計 21 個の値から構成した。
- 個体数・世代数 個体数は 30, 世代数は 30 とした。
- 個体評価 1 つの遺伝子に対し 10 試合行い、その平均得失点差と平均ボール支配率を評価対象とした。
 - 得失点評価 = 平均得失点差
 - 支配率評価 (0.5 ~ 1.5) = 0.5 + 平均支配率
 - 体力値評価 (0.75 ~ 1.0) = 平均 recovery 残量 (0.0 ~ 1.0) %4 + 0.75
 - 総合評価 = 得失点評価 * 支配率評価 * 体力値評価
- 試合相手 個体評価で行われる試合の相手が 1 チームでは、その相手チームに特化したパラメータが

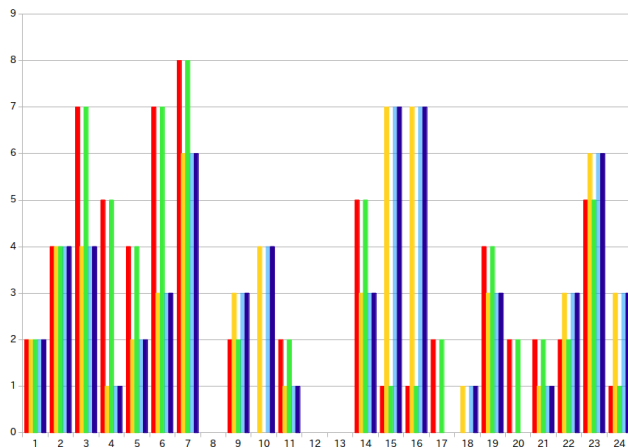


図 1: 上位パラメータのグラフ

生成される可能性が高いため、公開されている 5 チームを対戦相手とした。

- 交叉・突然変異 [2] エリート選択により個体評価のよい上位 2 つの遺伝子は次の世代に引き継ぐ。交叉は 2 点交叉法を行い、交叉対象の選定はルーレット選択を用いた。突然変異は各パラメータ値に対し、3%の確率で再度別のパラメータを割り振る。
- 終了基準 遺伝子の収束、または 30 世代目を終了の条件とした。

4 結果と考察

GA によって得られる最終世代の上位 4 個体のパラメータの組み合わせにおいて、図 1 に示す。この図では、パラメータ mark_line の数値と他のパラメータの数値の差が大きすぎグラフでの表現に向いていないため、図 1 はそれぞれのパラメータを 0~7 までの 8 通りに変換している。横軸がパラメータ番号、縦軸がパラメータ値である。また、世代ごとのパラメータ推移の例として Defender ポジションの recovery_min 値の上位 4 個体の推移を図 2 に示す。横軸が世代数、縦軸がパラメータ値である。

GA によって得られたパラメータの組み合わせにおいて、最終世代のもっとも評価値の高いパラメータの組み合わせを導入したチームと、導入前のチームの試合結果の差を表 2 にまとめた。なお、試合はそれぞれ 300 回行った。

図 1 と図 2 からパラメータの収束が完全ではないことが見て取れる。収束しない原因として次のことがら

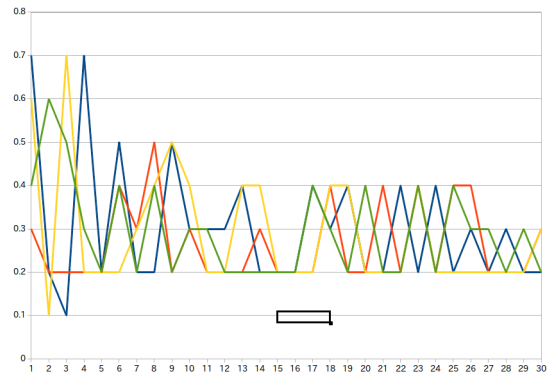


図 2: パラメータ推移のグラフ

表 2: 改良後のチームと従来のチームの比較

試合相手	得失点差	支配率 (%)
KU_BOST	+0.307	+0.9
Osaka2011	+0.050.	+6.7
TOYOSU_GALAXY	+0.083	+0.94
puppets	-0.002	+0.2
HELIOS_base	+0.09	+2.5

が考えられる。

- 世代数が足りない。
- 相手 1 チームにつき 2 試合では信憑性が低い。
- 交叉においてルーレット選択があまり機能していない。

5 むすび

本研究では GA によってよりスタミナ値などのパラメータの適切な組み合わせを得ることができた。フォーメーションなどの行動方針が同じチームにおいて、求めたパラメータの組み合わせを反映させたチームの性能向上が確認できるため、個々のプレイヤーの性能の向上が結論づけられた。

参考文献

- [1] 秋山英久, ロボカップサッカーシュミレーション 2D リーグ必勝ガイド, 秀和システム, 2006.
- [2] John H.Holland 原著: 嘉数侑昇監訳: 皆川雅章 [ほか] 共訳, 遺伝アルゴリズムの理論: 自然・人工システムにおける適応, 森北出版, 1999.5.