

RoboCup 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自動獲得

Automatic Formation Acquisition in the RoboCup Soccer Simulation

秋山英久
Hidehisa Akiyama

野田五十樹
Itsuki Noda

産業技術総合研究所
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

This paper describes our agent positioning approach in the RoboCup Soccer Simulation environment. We adopt Genetic Algorithm in order to acquire a positioning behavior for the simulated soccer team. Our proposal positioning mechanism is used as a genotype, which utilizes Delaunay Triangulation to split a environment space with sample data and interpolates output values based on the shading algorithm in 3D computer graphic domain.

1. はじめに

マルチエージェントシミュレーションにおけるさまざまな問題では、各エージェントの空間的な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る。本稿では、サッカーにおけるチームフォーメーションをエージェントのポジショニング動作と捉え、その獲得に遺伝的アルゴリズム(GeneticAlgorithm: GA)を利用する。GAにおける遺伝子表現方法として、我々が提案するDelaunay三角形分割と線形補間を組み合わせた手法を用いる。実験環境として、RoboCup サッカーシミュレーション(RCSS)において公式に用いられているサッカーシミュレータ[3]を用いる。

2. 背景と関連研究

サッカーのようなボールゲームにおいては、ボールが最も重要な注目対象であり、その位置を重要な状態変数とする考えは自然である。RCSSにおいては、各エージェントの配置をボールの位置に応じて決定する手法として Situation Based Strategic Position(SBSP)[1]が良く知られている。

SBSPでは、ボールの位置座標を入力とし、プレイヤの移動位置座標を出力する関数を用意する。この関数は単純な線形関数であるが、係数のパラメータを外部から取り込むことでプレイヤの移動特性を変更することが出来るように設計されている。しかしながら、移動特性を大幅に変更するためには、異なるパラメータセットを用意しておき、状況に応じて切替えて使用しなければならない。そのため、パラメータセット間の整合性の調整や、パラメータセットを切替える条件を管理するなどのコストが発生し、利便性は低い。

我々の以前の研究において、SBSPで使用される関数を平面の三角形分割と線形予測によって置き換えた手法を提案した[5]。この手法は SBSP の欠点を克服した上で、非常に高い精度を持つ関数近似モデルとしても利用できる。局所的な学習も可能であることから、人間の教示者の介入も容易となっている。更に、我々は、人間によるフォーメーションデザインを支援する、専用のGUIツールの開発も行った。

しかしながら、我々の提案手法では、滑らかなフォーメーションを実現するために多くの教師データを必要とする。ある教師データに変更が加えられた場合、その近傍に存在する学

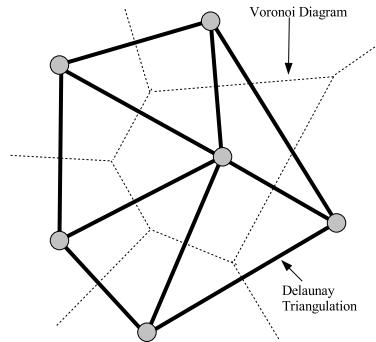


図 1: Delaunay 三角形分割

習データにも修正が必要となることもある。このように、我々の提案手法では、パラメータの管理コストがボトルネックとなるため、教師データの自動調整・獲得を実現する手法が求められる。そこで、本稿では、我々の提案手法の一利用例として、遺伝的アルゴリズムを用いたフォーメーションの自動獲得を試みる。

3. Delaunay 三角形分割を利用したエージェント配置手法

本節では、我々の提案するエージェント配置手法について簡単に説明する。

3.1 Delaunay 三角形分割

Delaunay 三角形分割とは、”平面上の点集合 P の三角形分割 T を構成した場合に、 T に含まれる任意の三角形の外接円がその内部に P の点を含まない” 分割のことである。各三角形の最小の内角を最大にする（すなわち、三角形をなるべく細長くしない）という特徴を持つ[2]。与えられた点集合の要素数が 3 以上の場合は、Delaunay 三角形分割はその点集合に対して一意に求めることができる。図 1 に Delaunay 三角形分割の例を示す。図中には、Delaunay 三角形分割と双対な関係にある Voronoi 図も描かれている。

3.2 線形補間アルゴリズム

線形補間手法としては、実行速度を重視して、単純な 3 点の内挿法を用いる。これは、3 次元コンピュータグラフィック

A: 秋山英久, 〒 305-8568 つくば市梅園 1-1-1 中央第二,
hidehisa.akiyama@aist.go.jp

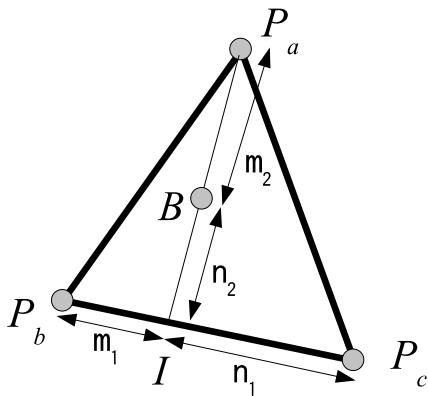


図 2: グローシェーディングアルゴリズムによる線形補間

における陰影付け手法のひとつであるグローシェーディングアルゴリズム [4] と同じ計算方法である。図 2 に、その計算過程を示す。三角形の頂点 P_a, P_b, P_c から得られる出力をそれぞれ $O(P_a), O(P_b), O(P_c)$ とすると、三角形の内部に含まれる点 B における出力 $O(B)$ は以下の手順で求められる。

1. P_a と B を通る直線と線分 P_bP_c との交点 I を求める。
2. $|\overrightarrow{P_bI}| = m_1, |\overrightarrow{P_cI}| = n_1$ とすると、 I における出力値 $O(I)$ は、

$$O(I) = O(P_b) + (O(P_c) - O(P_b)) \frac{m_1}{m_1 + n_1}$$

3. $|\overrightarrow{P_aB}| = m_2, |\overrightarrow{BI}| = n_2$ とすると、

$$O(B) = O(P_a) + (O(I) - O(P_a)) \frac{m_2}{m_2 + n_2}$$

3.3 サンプルからのエージェント移動位置の導出

本稿では、教示者が与えるサンプルのボール位置を Delaunay 三角形分割の頂点として扱う。各頂点には、そのボール位置に対してプレイヤが移動すべき位置座標が保持される。ボールがある三角形に含まれたとき、前節で述べた線形補間アルゴリズムによって、プレイヤが移動すべき位置座標が 3 頂点の出力値から補間されて出力される。

4. GA によるフォーメーション獲得

フォーメーション獲得のために、以下のように GA を適用する。

- 教師データ : $t_i = \{bpos, ppos_1 \dots ppos_{11}\}$
あるボール位置座標に対するプレイヤ 11 人分の位置座標。
- 個体 : $\{x_i | t_1 \dots t_n\}$
教師データの集合。対象領域に対するフォーメーションを表す。教師データのボール位置座標に重複がある場合、その個体は淘汰される。
- 遺伝子 : pos_i
対象領域平面上の位置座標、ただし、精度を 1m とする。位置座標の範囲は、対象領域内に制限される。

- 適応度 : $f(x_i)$

実際に試合を実行、そのログファイルを分析し、いくつかの指標に基づいた試合全体の評価値を求め、適応度として使用する。ひとつの個体に対して複数回の試合を行い、その平均値を用いる。

- 交叉：対象領域を分割した上で、分割領域単位で一点交叉を行う。通常の GA における一点交叉とは異なり、対象領域を直線で二分割し、それぞれを交換する操作を行う。分割方法は直線に限らず、任意の曲線や閉領域を採用することも可能であるが、今回は扱わない。空間的な分割単位で交叉を行うことで、交叉によって淘汰される個体は発生しなくなる。また、領域ごとの特性を受け継がせることで、世代間での大幅なギャップを抑えられることが期待できる。

- 突然変異：次の 4 種類の操作のいずれかを行う。ただし、個体が持つ教師データのボール位置に重複が出ないよう調整を行う。

- 教師データの生成
- 教師データの削除
- 教師データ内のボール位置のランダムな変更
- 教師データのプレイヤ位置のランダム変更

RCSS のサッカーフィールドは、縦 105m、横 68m と設定されている。本稿では、これに若干のバッファを持たせて、縦 110m、横 72m の領域をフィールド全域として扱う。よって、 pos_i の取りうる値は 8103 通りとなり、全探索空間は 8103^{12} となる。ただし、これでは探索空間が大きすぎるため、あらかじめフィールドをいくつかの領域に分割しておき、領域ごとに探索を実行する。そして、各領域に対して獲得されたフォーメーションを結合することで、フィールド全域での最終的なフォーメーションとする。

5. まとめ

RCSS におけるフォーメーション獲得において、我々の提案するエージェント配置手法の一利用例として GA によるフォーメーションの自動獲得を試みた。しかし、今回適用したアルゴリズムは非常に単純なものであったため、高速化のための工夫が求められる。GA 以外の最適化手法の適用も今後の課題である。

参考文献

- [1] L. P. Reis et al. *Situation Based Strategic Positioning for Coordinating a Simulated RoboSoccer Team*,
- [2] M. de Berg et al. 浅野哲夫 訳、コンピュータジオメトリ－計算幾何学：アルゴリズムと応用、
- [3] The RoboCup Soccer Simulator, <http://sserver.sourceforge.net/>
- [4] H. Gouraud, *Continuous shading of curved surfaces*, In Rosalee Wolfe(editor), Seminal Graphics: Pioneering efforts that shaped the field, ACM Press, 1998.
- [5] 秋山英久、野田五十樹, *RoboCup サッカーシミュレーションにおけるエージェント配置手法の提案*, 情報処理学会研究報告 GI-17, pp.9–16,, 2007.