GA によるサッカーエージェントの動的配置探索問題に関する基礎研究

北海道大学 大学院工学研究科 システム情報工学専攻
○ 村田 哲哉　　山本 雅人　　鈴木 恵二　　大内 東

Dynamic Position Arrangements of Soccer Agents with Genetic Algorithms

Division of Systems and Information Engineering,
Graduate School of Engineering, Hokkaido University
○ Tetsuya MURATA　Masahito YAMAMOTO　Keiji SUZUKI　Azuma OHUCHI

Abstract: In this paper, we propose the dynamic position arrangements of the soccer agents for realizing the autonomous team play. In addition, we adopt the genetic algorithms for obtaining the adaptive position arrangements to defeat the opponent teams. In real soccer game, the formations of the players are important factor to defeat the opponent team. It is very difficult problem to judge the effectiveness of the position arrangements. Because even if the team having the effective position arrangement, the team can't always win the games. We will show the experimental results applied the proposed methods on the soccer server.

1　はじめに

エージェントによるサッカーゲーム問題 [中島 95] では，ゴール数の優劣から全体システムのパフォーマンスの比較は明確に行えるが，いつどのような状況でどのようなプレイを行えば優れたチームプレイとなるかを決めることは行動の選択という観点からも，またその評価という観点からしても難しい問題である．

そこで，本論文では個人的な技術の修得ではなく，良いチーム戦術を行なわせるためにプレイヤーをフィールド全体にうまく配置するということを試み、サッカーサーバにおいてそれを実現することによってマルチエージェントシステムの研究に応用することを主題にすえる．

そして、その例題であるサッカーゲームにおいて、各エージェントに付与する適切なホームポジション群を探索することにより，サッカーゲーム問題に適したチームプレイの発現を実現するための方法と実験について示す．

2　エージェント

本論文で用いるエージェントは，preRoboCup96 にて優勝を成し遂げたエージェントプログラム [小川原 96] をもとに構築した．本論文におけるアプローチではエージェントの基本的能力が不可欠であるゆえ，以下で，用いられたエージェントの構造について明らかにしておく (図 1)．

2.1　基本戦略

行動を判断する際の前提として，エージェントは以下のような基本戦略をもつ．

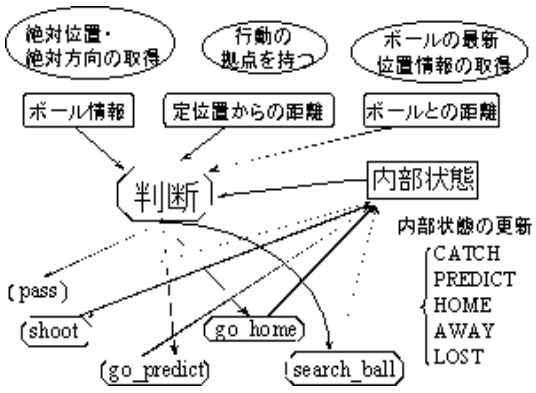

図 1: エージェントの構造

2.1.1　絶対位置 ・絶対方向の取得

プレイヤーは、視覚情報 (相対情報) から、自分や見えている物体のフィールド上における絶対位置と絶対方向を計算により取得できる。

2.1.2　ホームポジション

各プレイヤーは，予め自分の行動の拠点であるホームポジションが絶対位置で与えられている．そしてその周辺を自分の領域とみなす．自分の領域内にボールがあればボールを追いかけ，領域内にない場合はホームポジションにとどまる．また，自分の位置がホームポジションからある程度離れると，ホームポジションに戻ろうとする．このように，プレイヤーは常に自分のホームポジションを意識した行動戦略をとる．

2.1.3 ボールの最新情報の取得

プレイヤーは、ボールの位置情報をメッセージとして共有する。それによって、自分がボールが見えていない場合でも、他の味方プレイヤーからの聴覚情報によってボールの絶対位置を取得することができる。

2.2 行動の種類

プレイヤーがとる行動の種類としては，以下のようなものがある．

2.2.1 pass

ボールを蹴ろうとする．ボールが自分の足元にあれば蹴れるが，そうでない場合は空振りになる．パスする対象としては，味方プレイヤーの現在の位置ではなく，自分の現在位置よりも敵ゴールに近くにいる，味方プレイヤー 1 人のホームポジションを選択する．

2.2.2 shoot

ゴールが見えていて，しかもゴールに近い場合で，ゴールに向かってボールを蹴ろうとする．

2.2.3 go_predict

ボールが見えていて近くにある場合で，ボールの相対位置，相対角度，動いている向きからボールの動きを予想し，ボールにうまく触ろうとして走る．

2.2.4 go_home

自分の現在位置がホームポジションからある程度離れた場合で，ホームポジションに戻ろうとする．

2.2.5 search_ball

ボールが見えていない場合で，味方からの聴覚情報を頼りに，ボールがあると思われる方向を向く．

2.3 内部状態

ボールの情報（現在位置，自分が見えているかどうか），自分の現在位置とボールとの距離，自分の現在位置とホームポジションとの距離，などの外部情報に応じてプレイヤーの内部状態が変化する．この内部状態の違いによって，行動選択の判断の方法も変わる．プレイヤーの内部状態の種類を以下に示す。

2.3.1 CATCH

ボールが見えていて、さらに自分の足元にある状態。

2.3.2 PREDICT

ボールが見えていて、ある程度自分の近くにある状態。また、go_predict を実行中の場合も、この状態である。

2.3.3 HOME

ボールが見えているが、遠くにある。そして、自分がホームポジションの近傍にいる状態。

2.3.4 AWAY

ボールが見えているが、遠くにある。そして、自分がホームポジションから離れてしまっている状態。

2.3.5 LOST

ボールを見失い、ボールの位置が把握できてない状態。

2.4 行動選択の判断

プレイヤーの意図は次のようになる．まずボールの絶対位置を知ろうとする．次に、ボールが自分の近くにある場合は、可能な限りボールの追従を試みる．そして味方がいると思われる地点にパスを出し，それを繰り返すことによってチームのボール支配率を高めようとする． ボールが遠くにある場合は、ボールの追従は他の味方プレイヤーにまかせて、自分のホームポジションにとどまろうとする。

各プレイヤーは，現在の自分の内部状態，加えて外部情報から判断し，行動を選択する．その判断の方法を以下に示す．

2.4.1 内部状態が LOST の場合

ボールを見失っているので、基本的には search_ball を行うのであるが、自分の現在位置がホームポジションから離れている場合は、go_home を行ってホームポジションに戻ろうとする。

2.4.2 内部状態が CATCH の場合

ボールが蹴れる状態なので、pass を行う。ただし、ゴールが近くに見えている場合は、shoot を行う。

2.4.3 内部状態が PREDICT の場合

ボールが近くに見えているので、ボールに追いつくか、ボールを見失うまで go_predict を実行し続け、ボールの追従を試みる。

2.4.4 内部状態が HOME の場合

自分がホームポジションに戻っているが、ボールが遠くにあるため、待ち状態となる。ボールを見失うと search_ball を行うし、ボールが近くに来れば go_predict を実行する。

2.4.5 内部状態が AWAY の場合

ボールが遠くにあるし、ホームポジションからも離れてしまっているため、ひとまずホームポジションに戻って待ち状態になろうとして、go_home を実行する。 その際、戻る途中にボールが近くに見えた場合は、ボールの追従を優先して go_predict を実行する。

3　動的配置探索問題

3.1　目的

各プレイヤーにホームポジションを複数個与え，それらのホームポジションをフィールド上に適切に散らばるように配置する．そして，各プレイヤーは試合中，行動の拠点となるホームポジションを状況に応じて切り替えながら動的に巡回する．すなわち，試合中の戦況に応じてフォーメーションを変更することによって，優れたチームプレイを実現させようというものである．

3.2　プレイヤー

プレイヤーの戦略は先程述べた通り，与えられたフィールド上のホームポジションを行動選択の拠点とし，外部情報 (ボールが見えているか、ホームポジションとの距離，ボールとの距離など) に応じて，ボールの追従，パスなどの行動を固定的に実行するものとする．

3.3　動的配置

フィールド全体をグリッドに分割し，各グリッドの中心をプレイヤーがとりうるホームポジションの候補とする (図 2). 各プレイヤーはその候補の中からホームポジションを複数個与えられ，試合中はこれらを状況に応じて動的に巡回しながらプレーを行なう．これらのホームポジションをフィールド全体に散らばるように適切に配置することが目的である．以下でその方法を示す．

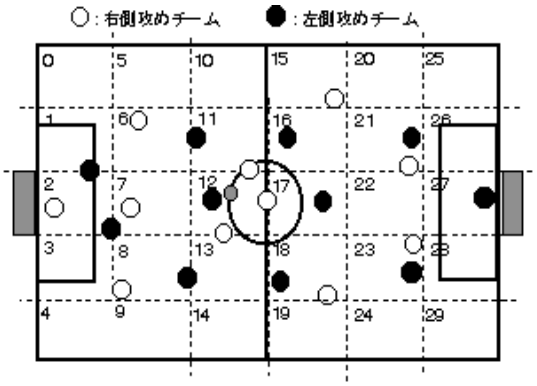

図 2: フィールドの分割

- Soccer Server 上のフィールドを，縦方向は m 分割，横方向を n 分割する．各領域の中心を，ホームポジションの候補とする．それぞれのホームポジション候補に 0 から m×n−1 までの番号をつけておく．
- 各プレイヤーは，一人あたりホームポジションを H 個持つことにする．それぞれのホームポジションは上の m×n 個の候補から選ぶ．この際，重複も可能にする．
- 各プレイヤーは、試合中ホームポジションを、状況に応じて与えられた H 個の中で最適と思われるものに切り替えながらプレーを行なう．ここではボールとの距離が最も小さいものが最適であると想定している．すなわち、ホームポジションを現在のボールの位置に最も近いものに切り替えながらプレーを行う。

3.4　探索

探索は GA を用いて行なう．グリッドの位置を表す遺伝子群を GA の染色体とする．そして各エージェントにホームポジション群を与え，一定時間プレイを行わせることによって，その染色体の適応度を定める．各染色体の適応度 (チームプレイの良否) に従って世代交代を行い，遺伝的操作を経て探索を行う．詳細は 4 章で述べる．

4　遺伝的アルゴリズムの適用

サッカーでは，同じフォーメーションで同じ相手と試合を行なっても毎回同じ結果になるとは限らない．さらに、サッカーサーバではマルチエージェントシステムにおけるロバスト性を実現させるため、ボールの動きにノイズを加えている。そのため、例えばパスを行おうとしても狙った通りにボールが飛ぶとは限らない、といったことが考えられる。すなわち，ノイズを含んだ環境下で配置を評価する必要がある．

そこで，本論文ではノイズに強い探索手法の 1 つと考えられる GA を用いた．ここでは GA の中で最も基本的な単純 GA[安居院 93] をベースにした GA を用いて探索を行なうことにする．

4.1　染色体の遺伝子型の決定

進化シミュレーションの実行に必要な，個体の遺伝子型の設定を以下に示す．

- 1 試合分のホームポジション群の配置を 1 つの個体の遺伝子型で表すことにする．
- 遺伝子型は整数列を用いる．遺伝子はプレイヤーに与えられたホームポジションの番号とする．したがって，遺伝子に相当するのは 0 から m×n−1 までの整数である．
- また，プレイヤーが N 人で，1 人 H 個のホームポジションが与えられるため，遺伝子型の長さは N×H である．

遺伝子型の例 G_i を図 3に示す　($N = 11, H = 3$) .

G_i:	**12 28 0**	**19 7 7**	.....	**8 1 24**
	player1 の ホーム ポジション	player2 の ホーム ポジション	.....	player11 の ホーム ポジション

図 3: 遺伝子型の例

4.2 探索の方法

探索側チームと対戦側チームの対戦形式で行なう．どちらのチームのプレイヤーも戦略は基本的に先程述べたものを用い，プレイヤーごとの能力も全て同じものとする．

対戦側チームの配置は常に固定である．この配置としては preRoboCup96 のチャンピオンチーム [小川原 96] の配置をそのまま用いる．さらに，各プレイヤーのホームポジションがただ 1 つであり，そのためフォーメーションの種類も 1 つである．

それに対し，探索側チームは各プレイヤーがホームポジションを複数もつ．探索側チームは試合ごとに染色体で表される配置を入れ替えながら，対戦側チームを打ち破ることのできるフォーメーションを実現できる配置を探索していく．

4.3 環境の適応度（評価値）の計算方法の決定

サッカーにおいて，"優れたフォーメーション" を定義することは難しい．単に勝ち負けのみについて考えるならば，相手より得点を多く取れば良いということになる．しかし，同じ条件の下で試合を行っても同じ結果にならないということを考慮すると，得点のみで評価した場合，結果が偶然性に大きく左右されてしまうと考えられる．

そこで，本論文では各プレイヤーが試合中にとった行動の頻度に注目することにする．各プレイヤーが，チームにとって良い試合運びを行うのに効果的である行動を多くとることのできるようなフォーメーションを実現できる配置が優れた配置である，と設定した．

まず，チームレベルでみると，サッカーはチームスポーツであり，サッカーで協調的な行動の 1 つと考えられる pass の回数が多い方が，良いチームプレイを行っていると考えられる．また，得点を多く取るためには，チーム全体の shoot の数が多いほどそのチャンスが増えると考えられる。

次に，個人レベルでみると，go_predict が多ければそれだけボールを取得できる可能性が高くなり，ボールの支配率が高まると考えられるし，go_home すなわち各プレイヤーが自分の領域から外に出たらホームポジションに戻ることにより，フィールド上において役割分担が実現できると考えられる．逆に，search_ball が多ければボールを見失っていることが多いため，無駄な動きをしていると考えられる．

そこで，プレイヤーが実際に試合の中でとっている行動の頻度を調べるため，以下に示す配置（図 4）でチャンピオンチームと対戦を行った．この配置は 11 人がフィールド全体を効率良くカバーできるように設定した．行動の頻度に関して，1 プレイヤーの平均およびチーム全体の合計についてのデータを表 1に示す．

このデータをもとに，本論文では各個体の評価を行うための評価関数を次のように設定した．得点を多くとることはもちろんであるが，良い試合運びを行うのに効果的であると思われる行動を多くとるほど評価値が高くなる，というように，プレイヤーが選択した行動の頻度に基づいて設定した．

しかし、この探索は、ボールの動きなどにノイズが加えられることなどから、ノイズを含んだ探索ということになる。そこで、このようなノイズに対応するため、ここでは行動の結果について評価するのではなく、行動をとろうとしたという意図を評価しようと考えた。それゆえ、行動の頻度を，行動の成功した回数ではなく試みた回数、と設定した。

図 4: 分散型配置の例

得点結果	6-2	3-2	4-1	2-2	1-3
pass （合計）	51	58	54	49	49
shoot （合計）	5	8	7	5	5
go_predict （平均）	34	34	32	32	30
go_home （平均）	454	536	534	507	471
search_ball （平均）	504	423	447	460	476

表 1: 行動の頻度．得点結果は前者が提案チーム

$$fitness = (\sum pass/5) \times (\sum shoot)$$

$$\times \frac{(\overline{predict}/6) \times (go_home/15)}{\overline{search}/50} \times (\frac{Goals}{10} + 1) \quad (1)$$

where

$fitness$：評価値（適応度）
$\sum pass$：pass の回数のチーム全体での合計
$\sum shoot$：shoot の回数のチーム全体での合計
$\overline{predict}$：go_predict の回数のプレイヤー 1 人の平均
$\overline{go_home}$：go_home の回数のプレイヤー 1 人の平均
$\overline{search}$：search_ball の回数のプレイヤー 1 人の平均
$Goals$：試合であげた得点

5 実験

以上のような設定のもとで対戦を繰り返しながら，優れたチームプレーを行なうための配置の探索を行なった．

5.1 実験の設定

実験の設定は次のようになる．

- プレイヤーの数は 11 対 11 で行なう．

- フィールドを，縦方向は 5 分割，横方向を 6 分割する (図 2)．遺伝子は 0 ~ 29 の整数になる．
- 各プレイヤーはそれぞれホームポジションを 3 個持つことにする．
- 一世代の個体数は 30 個にする．
- 探索は 50 世代行なう．

5.2 GA の設定

遺伝操作の処理は，基本的に単純 GA と同じ手順で行なう．ただし，サッカーにおいて，同じフォーメーションで試合をしても得点などの結果が同じになるとは考えにくい．したがって，同じ遺伝子型を用いて評価を行っても同じ評価値を返すとは限らない．すなわち，ノイズを含んだ探索を行わなければならないため，それに対応するためにここでは単純 GA に少し工夫を加えている．それらを以下に示す．

1. 各個体の適応度の計算

先程の評価関数を用いて，実際に試合を行なって各個体 (30 個) の適応度 (fit_{cal}) をそれぞれ計算する．しかし、ここではこの値をそのまま適応度として返すことはしない。なぜなら、サッカーでは同じ相手に対して同じフォーメーションを用いて試合を行ったとしても、いつも同じ試合結果になるとは限らず、したがってある個体が高い評価値を得て次の世代に生き残ったとしても、次の世代で同じ評価値を得られるという保障がないからである。

そこで、ここでは現在の個体の適応度 (fit_{new}) の計算方法を、fit_{cal}の他に、前の世代における適応度 (fit_{old}) をある一定の割合 (α) で受け継がせることによって計算することにする。 その計算式を次に示す。ただし、本実験では $\alpha = 0.25$ と設定して探索を行っている。

$$fit_{new} = \alpha fit_{old} + (1 - \alpha) fit_{cal} \qquad (2)$$

2. 選択

生物集団の淘汰と増殖を実行する際に，次の世代に生き残る個体の選択方法としてルーレット選択を用いる．

しかし、ルーレット選択では、その世代において最大適応度を持つ個体が生き残らない可能性がある。もちろん、上で述べた通り、試合後に個体の評価値を算出しても、それがいつも信頼できるとは限らない、ということも考えられるが、ここでは上の評価関数によって計算された適応度が高い個体は高く評価しようと考えた。

そこで、次の世代に移る前に，現時点での適応度が上位 2 つの個体は，別に保存して次の世代に残すことにする (エリート戦略)．

3. 交叉

一般的には，交叉率はそれほど高くしない (20%程度) のであるが ([安居院 93]) ，交叉においても、上で述べたように個体の適応度の信頼性を考慮して、探索範囲をより広くしようと考えた。そこで、交叉率を 100%にして実験を行なうことにする．

また、この実験では適応度を計算するために、現在の世代の評価値を次世代に残す必要がある。ここでは、一点交叉を用いる。そこで、子の適応度の計算方法として、両方の親の適応度から計算することにする。親から遺伝子型を受け継ぐときに、その長さが長いほど、その親の持っていた適応度をより重んじて受け継がせるために、交叉後の適応度は受け継いだ遺伝子型の長さの比に応じてに計算することにする (期待値戦略)．その計算式を次に示す。

$$fit = \frac{gl_s}{gl_{all}} \times fit_s + \frac{gl_o}{gl_{all}} \times fit_o \qquad (3)$$

$where$

fit : 交叉後の適応度

gl_s : 自分の遺伝子を受け継ぐ部分の長さ

gl_o : 相手の遺伝子を受け継ぐ部分の長さ

gl_{all} : 遺伝子型の全体の長さ

fit_s : 交叉前の自分の適応度

fit_o : 交叉前の相手の適応度

4. 突然変異

交叉と同様に，探索範囲を広げるために突然変異率を変える．単純 GA における一般的な突然変異率は 0.1% ~ 5%であるが ([安居院 93]) ，ここでは突然変異率を 10%まで引き上げることにする．

5.3 実験結果

本実験において，世代数を進めたときの世代ごとの最大評価値と平均評価値の変化を図 5に示す。また、この探索の中で、最後の世代の中で最も評価値が高かった配置を図 6に示し、その配置を用いて実際にチャンピオンチームと 10 試合行ったときの結果を表 2に示す．ただし、公式ルールでは、5 分ハーフで 10 分間試合を行うため、ここでは 1 試合 10 分で行っている。

総得点	総失点	勝	負	分	最大得点	最大失点
59	51	5	4	1	12	7

表 2: 公式ルールでの結果．得点は前者が提案チーム

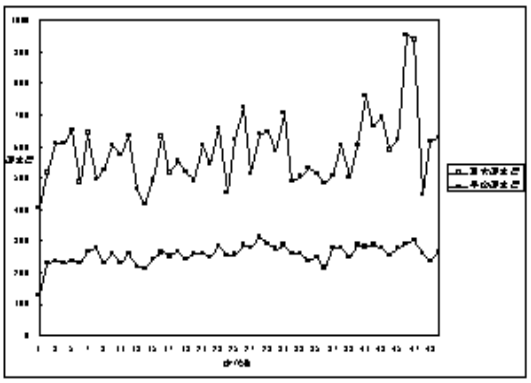

図 5: 世代ごとの最大適応度および平均適応度の変化

図 6: 評価値が最も大きかった配置

5.4　考察

探索結果をみると，平均適応度，最大適応度ともに変動が激しい．同じ配置を用いて試合を行っても全く同じ結果にはならない，すなわち 1 つの遺伝子に対する評価値が一定でないために，ノイズを含んだ探索となり，それが原因で変動が生じると考えられる．

しかし，このようなノイズを含んだ探索にもかかわらず、実際に得られたフォーメーションは比較的良いものが得られたと思われる。したがって、本論文で採用した、GA に対する工夫が、うまくノイズに対応できたのではないかと考えられる。

実際に得られた配置をみると，比較的フィールド全体に散らばっており，ボールをつなぐのに重要な箇所は数人で押さえていると思われる．そして，5 ・11 番が攻撃的，6 ・7 番が中盤，というようにフィールド上における役割分担もある程度できていると思われる．そして，チャンピオンチームとの結果を見ると、勝率はチャンピオンチームとほとんど互格である。また、総得失点差ではチャンピオンチームを上回っているし、最大得点が大きいのに比べて最大失点は小さいことなどを考えると、勝つときは点差をつけて勝つし、負けるときでもある程度善戦していることが考えられる。したがって、ノイズを含んだ探索にもかかわらず，まずまずの結果が得られたのではないかと考えられる．

6　むすび

本論文では，良いチーム戦術を行なわせるためにプレイヤーをフィールド全体にうまく配置するということを主題にすえ，各エージェントに付与する適切なホームポジション群を，GA を用いて探索することにより，サッカーゲーム問題に適したフォーメーションによるチームプレイの発現の実現を試みた．

今回の実験によって、ここで提案した動的配置探索問題によってチャンピオンチームを打ち破るためのフォーメーションを探索できる可能性があるということがわかった．今後の課題としては，1 つはより優れたフォーメーションを見つけるために，ノイズの耐性がより優れた評価関数を導き出すことである．2 つめは，現在の探索では非常に時間がかかるため，より効率の良い探索方法を検討することである．

参考文献

[中島 95]　中島 秀之， 松原 仁， 本位田 真一 :協調プログラミング例題集 :共立出版

[野田 96]　野田 五十樹， 松原 仁 :サッカーエージェントの研究 :人工知能学会誌， Vol.11, No.5, pp.18–25(1996-07)

[松原 96a]　Hitoshi Matsubara, Itsuki Noda and Kazuo Hiraki : Learning of Cooperative actions in multi-agent systems : a case study of pass play in Soccer

[松原 96b]　松原 仁，野田 五十樹，開 一夫 :サッカーにおけるチームプレイの学習に向けて :シュートすべきか／パスすべきか
人工知能学会研究会，SIG-PPAI-9503(1996-02)

[Peter 96a]　Peter Stone and Manuela Veloso : Towards Collaborative and Adversarial Learning : A Case Study in Robotic Soccer. *Proc.SS-96-01,1996 AAAI Symp.* pp.88–92 (March 1996)

[小川原 96]　Koichi Ogawara's program
University of Tokyo, Japan.(Winner of pre-RoboCup96)
http://ci.etl.go.jp/ noda/soccer
/client.html#PreRoboCup96
ftp://ci.etl.go.jp/pub/soccer/client/ogalets.tar.gz

[安居院 93]　安居院 猛、長尾 智晴 ：ジェネティックアルゴリズム :昭晃堂