

RoboCupにおけるゲームの分析にもとづくエージェントの動作決定方式

小原 宗士 小松 資

東京電機大学大学院理工学研究科

中村克彦

Tel.: 0492-96-2911. E-mail: nakamura@k.dendai.ac.jp

概要 この報告では、RoboCup シミュレーション部門用のエージェント “ThinkingAnts” に組込まれた動作決定方式について述べる。人間のプレイヤーに似た高い機能をもつエージェントシステムをめざして、ThinkingAntsはゲームの分析にもとづく二つの行動決定方式を採用している。一つは敵チームのキープレイヤーをボールタッチなどの解析から判定して、これに対処する方式である。もう一つは過去のゲームの分析結果にもとづいたファジィ推論によってプレイヤーの守備のポジショニングを行うことである。

Action Planning in RoboCup Agents Based on Analyses of Games

Munehito Kohara, Tasuku Komatsu and Katsuhiko Nakamura

College of Science and Engineering, Tokyo Denki University

Abstract This report describes some action planning methods implemented in “Thinking Ants,” that is an agent system for RoboCup simulations league. To improve the power of the agent, we employ methods based on analyses of the games. One method is for deciding a key player of the opponent by analyzing ball touches in the current game. The other method is for positioning defense by fuzzy reasoning based on analysis of previous games.

Key words: RoboCup, game analysis, key player, positioning, fuzzy reasoning

1 まえがき

RoboCupは人工知能およびロボットの研究における不完全情報問題、実時間処理などの技術発展を目指したロボットによるサッカー大会である。RoboCupのシミュレーション部門では、参加チームが作成したプレイヤーエージェントのプログラムをゲームのシミュレーションを行うサッカーサーバー

に接続してゲームが進められる。各プレイヤーエージェントは、視覚情報としてボールや他のプレイヤーなどのオブジェクトの相対的な距離、方向、距離の変化、方向の変化をサッカーサーバーから受け取り、これらにもとづいて行動を決定し、サーバーに動作のコマンドを返す。エージェントはソフトウェアのみによって実現されるが、実機部門のロボッ

トの設計と共通する点が多い。サーバーから各エージェントに送られる視覚情報には実際のサッカーの試合に近づけるために、雑音が含まれている。このため、システム作成者は、エージェントがこのような不確定性にもとづいて動作することを前提にシステムを作成する必要がある。

われわれはエージェントシステム ThinkingAnts を開発し、これまで2回の国内大会に参加した。この経験から現在は、より人間のプレイヤーに近い協調動作などの行動を行えることを目標として、主に試合の観察と試合経過から得られる情報を分析して強化点の模索を行っている。

この報告では JapanOpen2001 大会後、ThinkingAnts に新しく組み込まれた行動決定方式について述べる。以下、第2節において ThinkingAnts の概要を述べ、3節では過去の試合および試合中に得られる情報の分析から得られた事実をあげる。第4節においては、試合経過の分析によって得られるボール位置情報をもとにマーク対象となる敵エージェントをファジイ関係により決定する方法を、5節において理想的なポジショニングをファジイ推論によって獲得する手法を述べ、6節においてそれらの評価を行う。

2 ThinkingAnts エージェント

このエージェントシステムは、Prolog と C 言語間のインターフェースである Robolog システム [5] を用いて Prolog で記述されている。Prolog はエージェントの行動を規則（述語）形式でプログラムできるので、新たな行動パターンの追加やソースプログラムの見直しが容易に行えるという利点がある。ThinkingAnts エージェント・プログラムのトップレベルは次のように働く。

1. 現在どちらがボールを支配しているか求めるため、ボールの位置の判定を判定する。
2. ボールが味方側にあるなら攻めの処理に移り、敵側にあるなら守りの処理に移る。
3. 攻めの処理の場合、フィールド全体をシュートエリア、センタリングエリア、ミドルエリア、ディフェンスエリアの4エリアに分けパスやシュー

トといった行動の頻度を変えており、ボールのあるエリアによって最適な行動を決定するようにしている。

4. 守りの処理の場合はゴール前とそれ以外の2エリアに分けて行動を決定する。

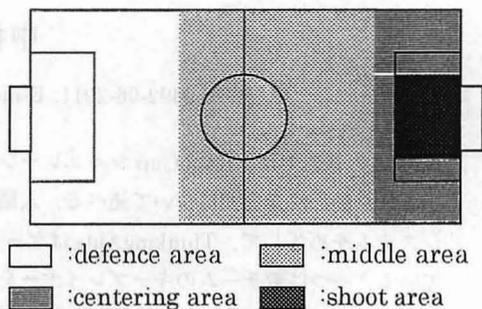


図1: フィールドのエリア区分

3 ゲームの分析とその結果

この節では、過去のゲームを分析して得られた結果について述べる。ゲームの分析には、この他に次節以降で述べるような進行中の試合を分析してエージェントの動作決定に反映させることが含まれる。

3.1 エージェント情報の抽出

分析を行うために有用と思われる以下のパラメータを、味方エージェント11人すべてについて一定時間(100ms)毎に抽出した。

- サイクル数 各パラメータを抽出した試合の実時間(1サイクル=100ms)を表す。
- ボールの状態 どちらのチームがボールにタッチしているかを表す。
- オブジェクトの位置 ボール、エージェント(味方、敵の1番から11番まで)の位置情報。

3.2 スタミナパラメータの分析

試合後に各エージェントのスタミナパラメータを分析の結果は次の通りである。

- 強いチームと対戦したときは守備機会が多くなるため、DFのスタミナ消費が激しく、逆に弱いチームではFWのスタミナの消費が激しい。

- しかしどちらの対戦においてもスタミナがゼロまで消費することは無く、試合中に回復する程度であった。
- 同じチームと何度も対戦させると同じような傾向が見られた。

図2はプレイヤーの試合中におけるスタミナの変化を表したものである。この結果、ThinkingAntsには無駄なダッシュ等スタミナを浪費する行動を少なくするような強化は特に必要がないことが判明した。しかしこの結論は現時点での結論であり、今後新たに敵の「スタミナを奪う」戦略のチームが出現する可能性はある。

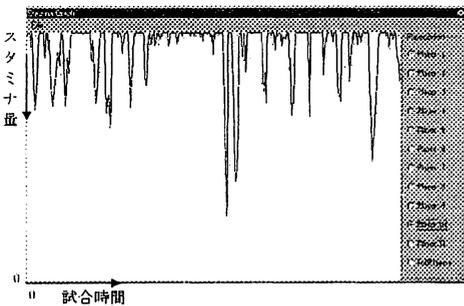


図 2: スタミナパラメータの変化

3.3 オブジェクトの位置情報の分析

ボールの位置情報、エージェントの位置情報の分布データから、敵チーム毎に共通の戦略パターンが見られ、特に攻撃面に関してはその傾向が強いことが分かった。われわれは主な攻撃パターンとして以下の3パターンにほとんどのチームが当てはまると判断した。

- **ドリブル型** シュートをする位置までドリブルでボールを移動させる傾向が強いチーム
- **パス型** パス回しを多用し、相手の守備陣形を崩してシュートをしてくるチーム
- **パス、ドリブル型** 相手の守備位置によってドリブル、パスを同じような頻度で用いてくるチーム

図1に見られるように、戦略の違いによるチーム間の相性の良し悪しはかなりのことがわかっている。

大量失点をいってしまうような相性の悪いチームをつくらないように、われわれはまず抽出パラメータ分析による、守備強化を行うことにした。

ThinkingAntsのDFラインは敵エージェントの最前列の位置に配置されるようになっている。現状ではドリブル型のチームには一度ラインを抜かれるとほぼ確実に失点してしまい、パス型のチームにはボールの動きにDFラインが崩されてしまうことが多々ある。欠点を緩和するためにわれわれはドリブル型チーム用にマーク専用のエージェントを用意し、パス型チーム用に対応したDFラインのための新しいポジショニング方法を開発した。

4 マークエージェントの導入

サッカーの戦術として、一般に多くボールが渡る敵プレイヤーはマークされ、特別な対応がされる。実際のサッカーでは事前知識としてマーク対象のプレイヤーが決められているのに対して、一般にRoboCupではそのような知識を与えられないため、これをそのまま実現するには難しい。そこでマークの対象となる敵エージェント(マーク対象プレイヤー)を1人決定し、そのプレイヤーに対応行動を行うマークエージェントの導入を実現した。マークエージェントは主に敵チームの攻撃につながる可能性の高いパスをカットするように動作する。マークエージェントはマーク対象プレイヤーを決定するために、マーク対象プレイヤーに対して最も重要度の高いパスを出している(近密度の高い)パス供給プレイヤーを見つけだす。パス供給プレイヤーを決定するためには一定時間、敵のプレイヤーのボールを持つ頻度を調べて、その頻度の高いプレイヤーを決定する必要がある。以下に近密度の表現法、マーク対象プレイヤーの決定法を述べる。

4.1 プレイヤー間の近密性の表現

近密度は敵プレイヤー同士のパス交換の回数からメンバシップ関数によって重みづけを行う。エージェント間のパスのやり取りが多いほど1.0に近づいていくメンバシップ値、ある一定の回数以上から重みをつけていくメンバシップ値など、さまざまな設定が行える。われわれがメンバシップ関数によ

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	勝ち点
C1:TUTgroove (豊橋技術大学)	-	3-0	4-0	37-0	18-0	1-0	15
C2: Might (京都大学)	0-3	-	2-1	25-0	1-0	2-1	12
C3: TakAI (電気通信大学)	0-4	1-2	-	22-0	1-1	0-4	4
C4: ISS (東京農工大学)	0-37	0-25	0-22	-	0-24	0-8	0
C5: ThinkingAnts (東京電機大学)	0-18	0-1	1-1	24-0	-	1-0	7
C6: SeVS-Puseacs (福井大学)	0-1	1-2	4-0	8-0	0-1	-	6

表 1: JapanOpen2001 予選結果

てエージェント間の重み付けを行った理由として、関数の傾きを変更することで、敵チームの戦略にあわせたマーキングが容易に実現できるからである。

図??のメンバシップ関数から敵の各プレイヤー相互間の近密度をファジィ関係で表したものを図3に示す。このファジィ関係からマークエージェントはマーク対象を決定する。

		プレイヤーNo.					
		2	3	...	9	10	11
プレイヤーNo.	2	1.0	0.6	...	0.4	0.9	0.7
	3	0.8	1.0	...	0.2	0.4	0.8

	9	0.1	0.1	...	1.0	0.6	0.2
	10	0.2	0.1	...	0.8	1.0	0.7
11	0.1	0	...	0.4	0.8	1.0	

図 3: すべてのエージェント間の近密度

4.2 マーク対象プレイヤーの決定法

われわれが採用したマーク対象決定方法は次の通りである。

1. ボールを中心とした正方形の範囲 (1 辺 2.170) 内に入る敵プレイヤーを 1 サイクルごとに判定する。(ボールタッチのカウント)
2. 一定時間 (1000 サイクル毎とした) 経過後、範囲に入る頻度の一番高いバス供給プレイヤーを

割り出す。

3. バス供給プレイヤーと他のプレイヤー全員との近密度を調べ、マークエージェントは最も適応度の高いプレイヤーをマーク対象プレイヤーとして、キープレイヤーの軌道の間を常に移動する。

試合では FW プレイヤーにボールがよく通るエリアは敵の攻撃の起点となる地点か、味方の守備のもしろい地点なので、そのような地点に味方エージェントを多く配置することを可能とする上の方法は効率的な守備の実現に有効である。FW プレイヤーだけでなく、バス供給プレイヤーとの関係が最も高いプレイヤーとの軌道の間を常に移動するように設定することも可能であり、この場合敵の攻撃の起点を抑えるというより、敵のバス回しを中盤で抑えたいときに効果を発揮する。

5 守備ポジションの決定

現在の RoboCup エージェントシステムの多くは、エージェントのポジショニングエリアを固定して作成されている。この方法はある程度エージェントの位置が予測できるため、バス回しがつながらり易く実際の組織的サッカーに似た試合運びを実現できるという利点がある。一方、ポジショニングエリアを固定することによって、敵チームによっては特定の攻撃に弱くなることが多い。人間のサッカーではある程度試合中に修正をするが、プログラムによるサッカーでは動的にポジションを与えるということは難しい。このような問題点を解決するため、われわれはファジィ推論を用いてエージェントの守備ポ

ジショニングを動的に決定する方式を採用した。

5.1 フィールドの位置情報

RoboCupのフィールドの座標は図4で与えられている。この座標をY軸方向に2つ、X軸方向に2つのゾーンに分割し、ボールの位置によりDFラインを効果的な守備ができる位置に操作する。

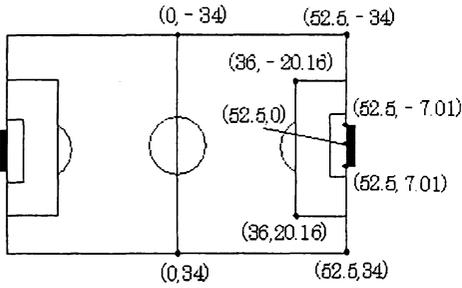


図4: フィールドの位置座標

5.2 ファジィ推論

ThinkingAnts エージェントは自陣にいる場合、ボールとの距離が近い順に2人、敵陣なら1人がボールに向かってダッシュをするように設計されている。ボールにつられたエージェントの位置は、空いたスペース(誰もいない領域)としてそのまま守備の間となることが多い。そこでフィールド上のボールの位置に合わせて、あらかじめディフェンスエージェントを効果的に配置しておけば隙の少ない守備が可能となる。このため、本システムでは図5のようなメンバーシップ関数を用いてボールのY軸方向に対しての移動の重要度の尺度を表している。ボールが $(X, 20)$ の位置にある時、ゾーンaでの重要度は0.4、ゾーンbでは0.6となる。ゾーンaに位置するエージェントは座標 $(x, 0)$ からゾーンaのタッチラインまでの40%、座標 $(x, -13)$ に移動する。ゾーンbに位置するエージェントも同様に移動する。あらかじめこのような配置をしておくと、ゾーンbのエージェントがボールを追ってスペースをつくってしまってもゾーンaのプレイヤーがカバーできる。

この方法は、DFラインを固定した戦略では不可能であった、試合中の展開に応じて守備位置を変化

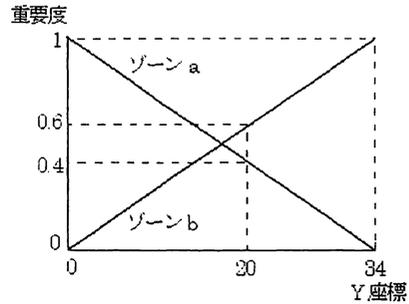


図5: メンバシップ関数

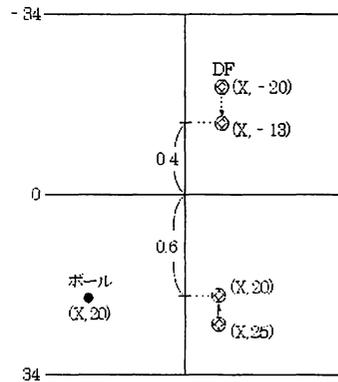


図6: エージェントの動きの例

させることを可能とする。この結果、守備の弱点となるフィールドの範囲を固定戦略より狭めることができるため、攻撃阻止率が上がる。

6 導入結果

以上述べた行動決定方式を組み込んだThinkingAntsの評価を行った。一般に、戦術の有効性は相手の戦略によって変わってくる。そのため異なった戦術の複数のチームを相手にそれぞれ100試合行い、観察によって各方式の主に守備における有効性を分析した。

6.1 対戦チームの戦術

評価のために以下の4チームと対戦させた。今回のThinkingAntsの改良は主に守備面の強化であるため、相手チームの攻撃面の特徴が重要である。各チームは次のような特徴をもつ。

- ATTCMU2000 (ドリブル型)

敵プレイヤーとの距離が近くなるまでドリブルで持ちこみ、距離が短くなった場合、敵の最終ラインの裏にスペースがあれば最終ラインの裏のスペースにボールを出し攻めこんでくる。最終ラインの裏にスペースがない場合は、自分の横、もしくは自分の前にいる仲間に強引なパス（敵がパスコースにいてもだすパス）を出す。

- FCPortugal (パス型)

安全なパスを繰り返すことで敵チームのフォーメーションを崩し、崩した部分から攻めこんでくる。敵のフォーメーションが崩れない場合はパス回しにより少しずつ敵の最終ラインを下げさせセントリングから攻める。

- 11monkeys (パス, ドリブル型)

安全なパスを2, 3回、回すことでFWにつなげFWが敵の最終ラインの裏でボールを受けた場合、スピードのあるドリブルで切り込んでいきシュートを打つ。敵の最終ラインの裏ではなく足元に受けたパスの場合はセントリングできる位置ならセントリングをし、セントリングできない位置なら最終ラインの裏にパスをだそうとする。また、パスを回してる過程で敵GKの位置がずれ、シュートコースが存在する場合は、遠くからでも積極的にシュートをうつ。

- robolog(adam) (だんごサッカー型)

ボールの近くにいるプレイヤーがみなボールをとりに行き、ボールをとった場合自陣ならクリアをする、敵陣ならシュートを打てる位置まで強引にドリブルで持っていくシュートを打つ。

6.2 対戦結果

各チームとの対戦結果を図2で示す。結果は各チーム100試合おこなった平均失点である。

- FWプレイヤー限定マーク マークエージェントを常にFWプレイヤーとキーププレイヤーの間を移動させる

- 全プレイヤーマーク マークエージェントをFW

プレイヤーだけでなくキーププレイヤーと最も近密度が高いプレイヤーとの間を移動させる

FCPortugalは試合中にエージェントのポジションを変更するようになっていたため、FWプレイヤーが限定できず使用不可であった。

マークエージェントとファジィ推論による守備を導入したことにより全体的な守備力の向上が見られた。マークエージェントだけではマークエージェント自身が作ってしまうスペース(誰もいない領域)をカバー出来ず、全体的に効果は薄い。またファジィ守備のみに関してもディフェンスのエージェントだけを操作しているので、敵に数的有利(ディフェンスエージェントの人数より敵の攻撃人数のほうが多くなること)を作られてしまうことが多かった。二つの方法を組み込んだチームはマークエージェント、ファジィ守備それぞれの欠点をうまく埋める形になった。それでもかなりの得点を失っているのはエージェントのパスの精度、ボールをトラップする能力等の基本性能の差も大きいと考えている。現在この差を埋めるための改良を進めている。

7 むすび

これまで述べた方式を組み込んだThinkingAntsの評価をまとめると次のようになる。

- マークエージェントを導入するだけでは敵プレイヤーのパスや動きを封じることができるが、エージェントが抜けた分の間隙を埋めることができずにうまく機能しなかった。
- 守備のポジションングは機能はしているが、ThinkingAntsエージェント個体の能力不足から単独では意図した通りの結果が得られなかった。
- マークエージェントとファジィ推論による守備を両方組み込むことでかなりの結果を得ることができた。

ThinkingAntsは2001年4月に福岡で開催されたJapan Openにおいてベスト16以内の成績を収めた。その後、ここで述べた方式を新しく組み込むこ

	ATTCMU2000	FCPortgal	11monkeys	robolog
ノーマル ThinkingAnts	9.5	19.6	8.9	0.6
FW プレイヤー限定マーク	8.7	-	8.3	0
ファジィDF	7.6	19.6	7.8	0
FW プレイヤー限定マーク+ファジィDF	4.2	-	5.5	0
全プレイヤーマーク	9.5	17.5	8.5	0
全プレイヤーマーク+ファジィDF	4.5	17.6	4.0	0

表 2: 対戦結果

とによって、守備能力に格段の向上が見られた。この結果、実際のサッカー戦略を実現し、より人間の動きに近いサッカーエージェントをつくるという目標に一歩近づいた。今後はエージェント個体の能力の向上、攻撃戦術に関する強化を行う予定である。

参考文献

- [1] RoboCup Official Site, <http://www.robocup.org/>
- [2] Soccer Server, <http://ci.etl.go.jp/noda/soccer/server/>
- [3] 太田正幸, 高木晋, 西野順二他, Soccerserver Manual(日本語版), <http://www.ita.tutkie.tut.ac.jp/watta/RoboCup/jmanual/main.html>
- [4] 日本ファジィ学会 編, 講座ファジィ ファジィ論理, 日刊工業新聞社 (1993).
- [5] RoboCup-RoboLog Developers Resources, <http://www.uni-koblenz.de/ag-ki/ROBOCUP/ROBOLOG/>