

# RoboCup 2D シミュレーションリーグにおける 位置予測を用いた外界モデル生成

鈴木 達也<sup>†</sup> 中村 克彦<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> 東京電機大学大学院理工学研究科

<sup>‡</sup> 東京電機大学理工学部

## 1 まえがき

RoboCup2D シミュレーションリーグでは、2つのチームのそれぞれ11人のプレイヤーの動作をサーバー上でシミュレーションして試合が行われる。各プレイヤーはサーバーから送られてきた視覚情報や聴覚情報から行動を決定し、エージェントの動作コマンドをサーバーに送信する。一般に、RoboCupの試合においては、各プレイヤーが現在見えていない物体をどのようにして認識するかが重要な問題となる。

この研究の目的は、プレイヤーに他のプレイヤーとボールの位置の予測を行う機能をもたせることによって、プレイヤーの行動を改良することである。この方式では、各物体の位置を推定するために、過去に得られた位置や速度の情報とプレイヤーの行動モデルを用いる。さらに、現在の情報に対して物体の位置推定方法を適用し、合わせて将来の状態の予測も行う。

## 2 プレイヤーの位置推定

すべてのプレイヤーは、過去の位置情報から次のような方法で外挿を用いて計算することによってプレイヤーの位置を推定する。

1. ゲーム開始時に味方プレイヤーの初期配置を取得し、敵プレイヤーの位置を視覚情報から得ることによって、各プレイヤーの位置情報を得る。
2. 行動決定時に、各プレイヤーに対して下に述べる方法で現在の位置情報から次のサイクルにおける位置を推定する。
3. 次のサイクルにおいて視覚情報で位置確認ができなかったプレイヤーは計算した位置を現在位置とする(図1)。

### World Model Generation by Predicting Positions in RoboCup 2D Simulation League

Tatsuya Suzuki<sup>†</sup>, Katsuhiko Nakamura<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Denki University

<sup>‡</sup>School of Science and Engineering, Tokyo Denki University

<sup>†</sup>t-suzuki@naklab.k.dendai.ac.jp, <sup>‡</sup>nakamura@k.dendai.ac.jp

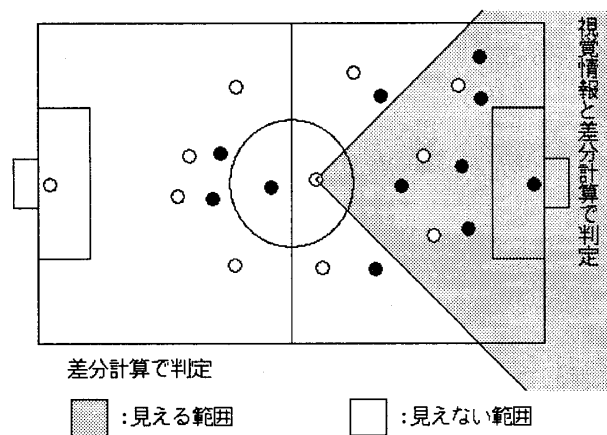


図1: 視覚の範囲

4. 行動決定時に余裕ができた場合、すべてのプレイヤーの位置情報を視覚から取得し、修正する。

上記の2において各プレイヤーの位置を推定する方法を示す。味方プレイヤーについては行動決定方法がすでに分かっている。しかし、他のプレイヤーの情報は自分自身の情報と比べて精度が低く、得られる情報の種類も少ない。よって、味方プレイヤーの位置は厳密に求めず、簡略化された行動推定によっておおよその位置を推測する。一方、ボールから遠いプレイヤーがボールを蹴りにいくのは効率が悪いので、敵プレイヤーはボールの付近にいればボールに近づき、ボールから離れていればポジションに合わせた位置にとどまる可能性が高い。敵プレイヤーに対しては、この仮定をもとにしておおよその位置を予想する。

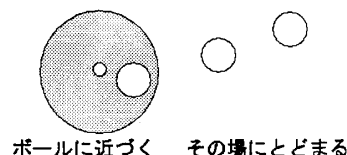


図2: 敵プレイヤーの行動

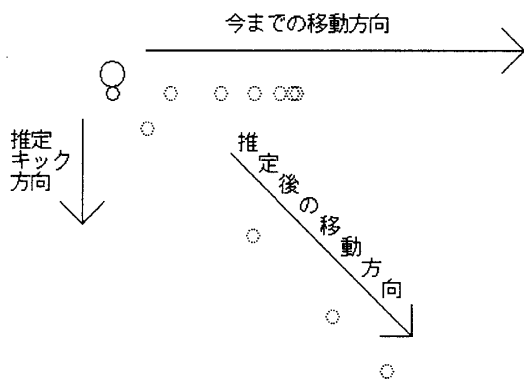


図 3: ボールの移動方向の更新

### 3 外挿による位置の予測

前節で述べた方法を用いることで、すべてのプレイヤーの位置把握と次のサイクルでの位置予測が可能である。これを繰り返すことによってさらに先の状況を予測し、行動決定に利用することができる。予測は以下のようにして行う。

1. ボールおよびすべてのプレイヤーに対して現在の位置、速度から次サイクルでの位置、速度を推定する。
2. 次のサイクルでの各プレイヤーとボールとの距離を求める。ボールを蹴ることが可能なプレイヤーがいる場合、各プレイヤーがボールを蹴る方向を推定し、次サイクルでのボールの速度を修正する。
3. プレイヤーとボールの位置を更新し、1~2を繰り返す。
4. 一定サイクル先まで予測を行った時点で予測を終了し、その結果をもとに行動を決定する。

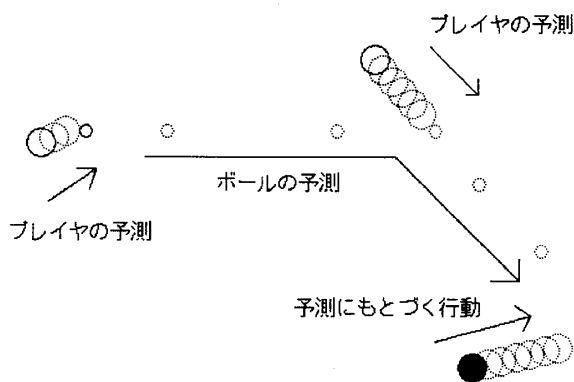


図 4: 予測をもとにした行動決定

表 1: 他チームとの試合結果

		予測なし	予測あり
A	対戦	4.6-0.0	5.4-0.0
	ボール支配率 [%]	80.12	81.63
B	対戦	1.4-0.5	1.9-0.2
	ボール支配率 [%]	46.50	49.47
C	対戦	0.0-2.4	0.1-2.4
	ボール支配率 [%]	41.20	43.34

A:Brasil2D(Bahia Robotics Team, ブラジル)

B:YowAI(東京大学, 日本)

C:Brainstormers(オスナブリュック大学, ドイツ)

表 2: ThinkingAnts 同士での位置推定・予測を行う場合と行わない場合の比較結果

	予測なし	予測あり
平均得点	0.0	1.4
平均失点	1.4	0.0
ボール支配率	48.76	52.24

### 4 結果

われわれが開発している ThinkingAnts に位置推定・予測を組み込み、位置推定・予測を取り入れた場合と取り入れなかった場合についてそれぞれ 3 チームと 10 回ずつ試合を行った。表 1 に他チームとの試合結果の平均を示す。位置推定・予測を取り入れた場合、取り入れなかった場合と比較してボール支配率と得点が上昇し、失点が抑えられている。

ThinkingAnts 同士で位置推定・予測を取り入れた場合と取り入れなかった場合の試合を 10 回行った。表 2 に試合結果の平均を示す。位置推定・予測を取り入れた場合、取り入れなかった場合と比べてボール支配率が上昇し、多くの得点を得ることができた。

### 5 むすび

本報告では位置予測を用いた外界モデル生成について述べた。今後の課題は、プレイヤーの位置推定方法や予測後の行動決定方式の改良、予測データをオブジェクトの認識精度向上に用いる手法の開発、他のリーグへの応用である。