

## RoboCup3D シミュレーションリーグにおける エージェントへの確率的行動選択の実装とその改良

宮嶋 健太† 屋敷 仁人† 杉原 一臣† 大熊 一正† 山西 輝也† 魚崎 勝司†

†福井工業大学

### 1. はじめに

ロボカップサッカー3D シミュレーションリーグ（以下、3D リーグ）では、仮想フィールド上で各チームのヒューマノイド型エージェントプレイヤー（以下、エージェント）が試合を行う。リーグ開設当初は各チームの動作が不安定であったため、安定した歩行や確実な起き上がり、正確なキック等、質の高いサッカー動作が試合を有利に進めるためには必要であった。一方、最近では、3D リーグの有志チームによるソースコードの公開があり、エージェントのサッカー動作能力に関するチーム差は縮まりつつある。

ジャパンオープン 2010 に参加したチーム「FUT-K」は、動作能力の強化だけでは今後の試合を有利に進めることは難しいと考え、戦術面を重視した開発に取り組んでいる。それまでの FUT-K のエージェントには、状況に応じて単一の行動が設定されていたため、状況によっては膠着状態になることもあった。そこで、エージェントに対し、同じ状況であっても、設定された複数の行動の中から確率的に1つを選択させる機能（確率的行動選択）を実装する。また、試合開始前に設定した各行動の選択確率を、試合中における確率的行動選択の結果に応じて、試合中に調整する手法も検討する。

### 2. 3D リーグの仕様

現行の 3D リーグで使用されるフィールドは、エージェントの身長を 0.57 とすると、縦横が 18×12 である。また、現実のサッカー同様、センターラインやゴールなどが置かれている。使用するエージェントは 22 の関節、上下および左右 120°の制限のある視野を備えている。

### 3. 確率的行動選択の実装[1]

#### 3. 1. 単一行動から確率的行動選択へ

チームメンバーの試合経験に基づいて、考えられる状況を抽出し、それぞれの状況に対してチームとして望ましいと考える単一行動をボールを持つエージェントに指示した。しかしながら、期待した効果はあがらなかった。そこで、確率的行動選択の実装を行った。まず、行動の選択肢として、

Implementation of probabilistic behavior selection and its improvement in the simulation league of RoboCup 3D soccer

† Kenta MIYAJIMA, Masahito YASHIKI, Kazutomi SUGIHARA, Kazumasa OHKUMA, Teruya YAMANISHI, Katsuji UOSAKI, Fukui University of Technology.

表 1: ニューラルネットワークによって算出された選択確率

行動	選択確率(%)
パス (左)	9.54
パス (右)	13.50
回避 (左に素早く)	16.69
回避 (左にゆっくり)	8.34
回避 (右に素早く)	9.63
回避 (右にゆっくり)	7.46
突破 (キック)	20.38
突破 (前進)	14.41

表 2: 試合中における行動の判定条件

行動内容	成功の判定条件
パス	パスの 2 秒後、パスしたボールが味方エージェントの最も近くにある
回避 突破 (前進)	5 秒連続で回避 (前進) 行動がとれる
突破 (キック)	キックの 2 秒後、味方エージェントがボールの最も近くにいる、もしくは、ボールの移動距離が 4 以上である

「パス」「回避」「突破」の 3 種類について、次の 8 つを定義した。

- ・パス：方向 (右・左)
- ・回避：方向 (右・左)、  
速度 (素早く・ゆっくり)
- ・突破：キック・前進

これらは、相手エージェントが接近するなど、特定の条件が満たされた時に発動する。

#### 3. 2. 試合状況の判断

試合状況に適した確率的行動選択をとるために、ボールを持つエージェントに試合状況を認識させる。今回は、状況を記述する項目として、「ボールを持つエージェントの位置」「最も近い相手エージェントの位置」「最も近い味方エージェントの位置」「試合時間」「点差」の 5 つを用いて、384 通りの状況を表現した。

#### 3. 3. 選択確率の設定

各状況に対する選択確率を以下の要領で算出する。

手順 1 状況をランダムに選び出し、階層化意思決定法 (AHP) により、行動の選択確率を設定する。

手順 2 手順 1 で作成した複数のデータをサンプルとし、3 階層型ニューラルネットワークを用いた学習を行った後、残りの選択確率を算出する。

手順2で算出した選択確率の例を表1に示す。

#### 4. 試合中における選択確率の更新

事前に設定した選択確率では、相手チームの特徴に対して最良でない場合がある。そこで、各行動に基準を設け、確率的行動選択の結果によって選択確率を更新することを試みる。今回は結果を、「成功」と「失敗」、「行動不成立」（以下、不成立）の3つに分けた。なお、確率的行動選択をとった場合の「成功」条件を表2のように設定する。

選択確率の更新については以下のように行う。

「成功」選択された行動の確率を一定分増加させ、未選択行動の確率を一定分減少させる。

「失敗」選択された行動の確率を一定分減少させ、未選択行動の確率を一定分増加させる。

「不成立」失敗の場合と同じ更新を行うが、確率の増減値は「失敗」より小さくする。

#### 5. 実験

今回の実験では、キーパーとスイーパーを除く味方エージェントに、確率的行動選択（確率更新付き）を実装し、今年の世界大会と同じ形式（前後半5分・6対6による対戦）で試合を行った。なお、対戦相手については、実力の異なる3チームを設定し、それぞれ100試合ずつ行った結果を表3に示す。また、エージェントのポジション（図1参照）毎での確率更新回数を表4から表6に示す。

実験の結果、各チームとの対戦において更新回数に差は見られたが、対戦成績や得失点に大きな差は表れなかった。また、1試合・1体当たりのエージェントの更新回数も予想していたほど多くはなかった。

#### 6. まとめ

より優位な試合展開を実現するために、確率的行動選択と共に、行動選択の結果に応じて選択確率を更新する機能の実装を試みた。実力の異なる3チームとの試合の結果からは、顕著な効果を見出すことはできなかった。考えられる原因としては、「状況を分析する要素が少ない」「動作が不安定」「選択確率の設定が不十分」の3つがあげられる。

今後は、選択確率を更新する頻度を高くするために、類似した試合状況に対して提案手法と同様の更新を行うなど、選択確率の更新方法に改良を加えることを検討したい。

#### 参考文献

[1] 宮嶋健太、屋敷仁人、杉原一臣、大熊一正、山西輝也、魚崎勝司：3Dシミュレーションリーグにおけるサッカー戦術、インテリジェント・システム・シンポジウム2010（FAN2010）

表3: 実験結果

相手	勝敗	総得点	総失点
A	6勝 68敗 26分 (8勝 60敗 32分)	18(18)	121(104)
B	14勝 22敗 64分 (15勝 21敗 64分)	20(18)	31(25)
C	69勝 1敗 30分 (79勝 2敗 19分)	133(150)	1(3)

( )内は単一行動のみの場合の結果

表4: チームAとの対戦における確率の更新回数

番号	成功	失敗	不成立	総数
③	118	263	339	720
④	103	315	329	747
⑤	217	481	445	1143
⑥	105	331	366	802

表5: チームBとの対戦における確率の更新回数

番号	成功	失敗	不成立	総数
③	107	238	337	682
④	107	270	365	742
⑤	150	415	454	1019
⑥	117	283	347	747

表6: チームCとの対戦における確率の更新回数

番号	成功	失敗	不成立	総数
③	64	133	176	373
④	67	173	215	455
⑤	158	396	341	895
⑥	108	276	342	726



図1: エージェントの位置関係