

Robocup2D シミュレーションリーグにおけるデータマイニングを用いた行動決定方式の改良

小田島広幸[†] 中村克彦[‡]

[†] 東京電機大学大学院理工学研究科

[‡] 東京電機大学理工学部

1 まえがき

Robocup における基本的な問題は「どのような規則によってどのように行動を決定するか」である。Robocup のような複数のエージェント（選手）が存在する環境では、エージェントの最適な行動を設計することは難しい。われわれはデータマイニングを用いて、2D シミュレーションリーグにおけるパスやドリブルなどの行動を決定する方法の改良を行っている。大量のログファイルからエージェントの行動が成功（または失敗）した事例を集め、その事例から周囲の状況や行動の特徴を抽出する。これから生成された規則やパターンを解釈し、評価することによりエージェントの行動決定方式に適用する。この方法では、過去の試合から行動が成功した例を記録しておき、似たような状況になったときは同じような行動を行うことを目的としている。本報告では、データマイニングの方式として主成分分析および決定木の2つを採用したエージェントの行動決定方式とその結果について述べる。

2 データマイニングによる規則抽出

この方法は、ボールを持ったエージェントがこれから行う行動が成功する可能性を求める規則を抽出するものである。以下、対象とするエージェントの行動とログファイルからの抽出データについて述べる。

エージェントの行動 エージェントの行動は、コマンド (kick, dash, turn) の組み合わせで規定される。エージェントは各オブジェクトの位置、距離、方向などの視覚情報から行動を決定する。以下、ドリブルを例として説明する。ドリブルはエージェントがボールと共にある方向へと移動することであり、ボールを蹴る動作と追いかける動作の繰り返しである。その最小単位

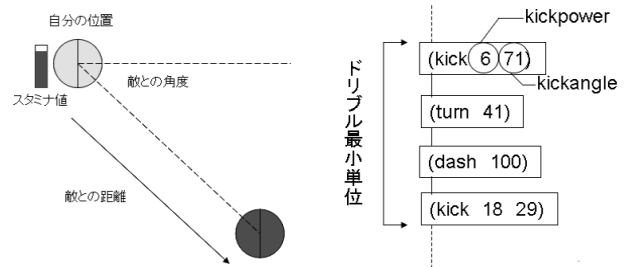


図 1: 状況データ

図 2: 行動データ

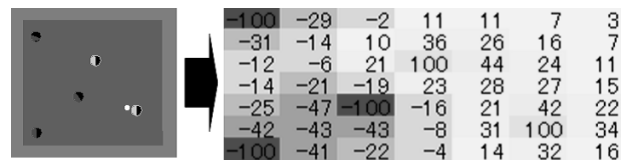


図 3: フィールドの電位分布データ

は、kick コマンドから次の kick コマンドまでのコマンドの部分列である。この kick コマンド間をログファイルから切り出し、ドリブル最小単位内におけるデータを抽出し、データマイニングを行う。

ログファイルからの抽出データ ログファイルから、図 1～3 のような 3 種類のデータを抽出する。状況データ（図 1）は自分のスタミナの値や、敵や味方の位置、距離、角度などの現在の状況を表すデータである。行動データ（図 2）は kick power, kick angle などのドリブル最小単位内におけるコマンドのデータである。電位分布データ（図 3）は敵・味方の各エージェントに正負の電位を与え、電位分布を求めることにより、フィールド上の勢力範囲を表すものである。この電位分布から、スペースにおけるエージェントの勢力を数値化することができる。

3 主成分分析

主成分分析によって、ドリブルの際に重要なパラメータの組み合わせを決め、情報量の少ないパラメータを絞ることができる。表 1 に、主成分 1～4 における各パラメータの係数を示す。主成分 1 が最も強い情報を持つパラメータであり、その係数は敵距離 1（最も近い敵の距離）が大きい。また、味方距離、敵距離 2, neckangle

Improving Action Decision by DataMining in Robocup Simulation League

Hiroyuki Odajima[†], Katsuhiko Nakamura[‡]

[†]Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Denki University

[‡]School of Science and Engineering, Tokyo Denki University

表 1: 各主成分における変数の係数

パラメータ	主成分 1	主成分 2	主成分 3	主成分 4
味方距離	-0.08	-0.06	0.08	-0.07
敵距離 1	0.76	0.03	0.22	-0.01
敵方向 1	-0.31	0.71	-0.20	-0.46
敵距離 2	0.01	0.03	0.04	0.08
敵方向 2	0.02	-0.02	-0.26	0.54
ballx 位置	0.04	0.00	0.11	-0.28
bally 位置	-0.08	0.06	-0.12	0.18
スタミナ	-0.12	0.25	-0.10	0.27
kickpower	-0.43	0.19	0.70	0.40
kickangle	0.05	-0.19	0.09	-0.07
neckangle	0.04	0.04	0.08	-0.01
電位	0.22	0.50	0.14	0.09
周囲電位	0.20	0.07	0.10	0.08
電界	-0.09	0.04	-0.18	-0.04
電界方向	-0.05	0.20	-0.48	0.35

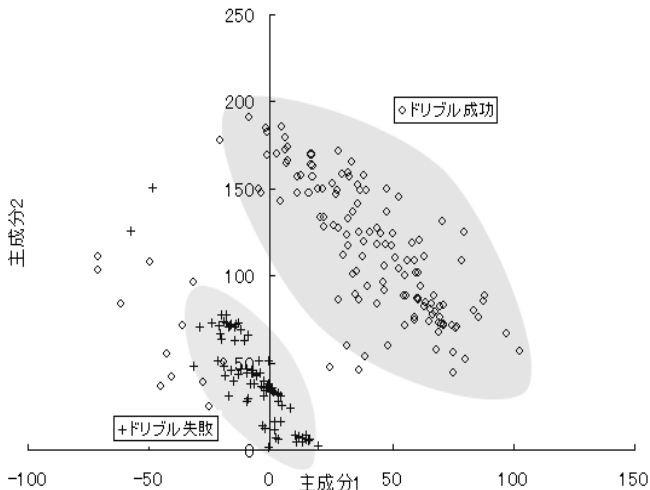


図 4: 主成分分析結果

は主成分の係数がすべて小さいため、ドリブルに関係が薄いパラメータである。図 4 に、横軸に主成分 1、縦軸に主成分 2 をとった累積寄与率 54.6 % の分布図を示す。主成分 1 は敵距離 1 の係数が他と比べて 0.76 と高い。主成分 2 は敵方向 1、電位、スタミナ、電界方向という順で高く、これらはドリブルの際に重要なパラメータである。この結果から、近くに敵がいるときはこれらの値が高ければ成功しやすいが、小さいときはほぼ失敗する。

4 決定木生成

ID3 はデータを分析して決定木を生成するデータマイニングの方式である。決定木の生成にはデータマイニングツール Weka [1] を用いた。図 5 に決定木の出力結果を示す。この結果は、データが根に近ければ近いほど重要であることを示し、分岐の値の範囲が示されている。主成分分析の結果では、最も近い敵の距離が重要なパラメータであったが、この決定木からも同

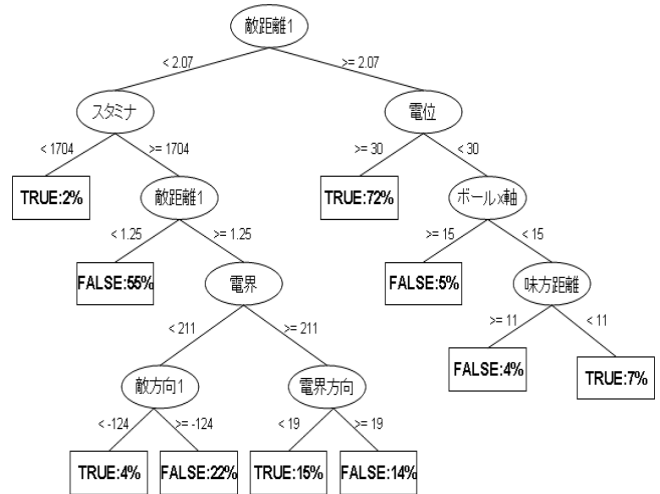


図 5: 決定木の生成結果

表 2: 試合結果

	ルール有り	ルール無し
得点	2.6	2.2
ドリブル総数	142 回	278 回
ドリブル成功率	78.5 %	62.8 %

じ値が重要であることが分かる。この値の範囲が 2.07 より小さい場合は失敗しやすい (失敗率 91 %)。この結果から、ボールを持ったエージェントから見て一番近い敵の距離が 2.07 より小さかった場合はドリブルすべきではないと判断することができる。主成分 2 であるドリブル時の重要なパラメータも、この決定木の結果から値の範囲を定めることができる。

5 検証結果

主成分分析と決定木からそれぞれドリブルルールを抽出して、それをエージェントプログラム ThinkingAnts に組み込んだ。試合を今までの ThinkingAnts と 10 回行い、それらを平均した得点、ドリブル総数、ドリブル成功率を表 2 に示す。この結果、ドリブルを行う条件が厳しくなったため、ドリブルの総数が減ったが、ドリブルの成功率が上昇した。

6 むすび

本報告では、データマイニングを用いた行動決定方式を述べた。今後の課題は、この方法を他の行動 (パス、シュート、クリアなど) に応用し、エージェントの行動の成功率を上げることである。

参考文献

- [1] Weka 3 - Data Mining with Open Source Machine Learning Software in Java:
<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>