6B - 06

# 決定木ベースのランキング学習を用いたサッカーにおけるボール捕 捉行動の獲得

秋山 英久 † 岡山理科大学 †

### 1 はじめに

ボールを用いてゴールを奪い合うチームスポーツでは、味方選手間の協調行動としてパスが重要である。ロボットサッカーにおけるパス行動に関する従来のアプローチでは、パスを出す選手の意思決定に探索や機械学習の適用が試みられている。一方で、ボールを受け取る選手の意思決定に関しては、充分な検討がなされてきていない。本稿では、動くボールを追いかけレシーブする一連の動作をボール捕捉行動と呼ぶ。より有効なボール捕捉行動を選択するために、決定木ベースのランキング学習を適用する手法を提案する。RoboCup サッカーシミュレータを用いて選手の行動ログを生成し、既存選手プログラムの行動選択モデルを模倣させることで性能評価を行う。

#### 2 関連研究

シミュレーションサッカーにおいては、ボール捕捉行動を強化学習で獲得させた事例が知られているものの、試合状況やチーム戦術は考慮されておらず、最短時間でのボール捕捉にとどまっている [3]. 選手の行動選択モデルに対して、ランキング学習の適用が提案されている [1]. しかしながら、従来手法では SVM ベースのアルゴリズムを利用しており、精度と実行効率の点で十分な性能を得られていない.

Learning Ball Receive Behavior in the Simulated Soccer using Decision Tree based Learning to Rank  $^\dagger$  Hidehisa Akiyama, Okayama University of Science

## 3 ランキング学習によるボール捕捉行 動選択

# 3.1 シミュレーションサッカーにおけるボール捕捉行動

RoboCup サッカーシミュレーションは 2次元平面の仮想フィールドでのサッカーを実現する. 選手とボールは円としてモデル化されており, 選手はボールが一定距離範囲内存在する場合にボールを蹴ることができる. 本稿では, 選手がボールを蹴ることができる状態をボール捕捉行動の成功状態とする.

図1は、10番の選手が予測した、自身がボールを捕捉できる位置をプロットした例である.各選手は自身の観測の結果に基づいてボールの軌道を予測し、自身がボールに到達できる位置を推定する。図の例では、10番の選手は左から右へ攻めている状況であり、ボール捕捉位置の候補が敵チームの守備ライン付近に複数存在している。このような場合、より敵ゴールに近い位置でボールを受け取るとチームが有利になることがある。しかしながら、チームの戦術やフィールドの状況によって最適なボール捕捉位置は変化し、自明なものではない。

#### 3.2 ランキング学習の適用

ランキング学習は、情報検索の分野で発展した教師あり学習の一手法である。元来は、あるクエリに対して条件を満たすドキュメントを順位付けする手法として提案された。本稿では、選手が生成した候補行動群を順位付けするモデルを、ランキング学習によって獲得させる。ラ

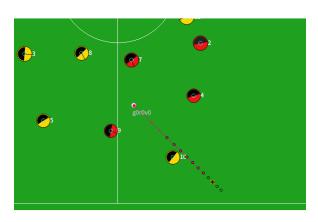


図 1 10番の選手が予測したボールの軌道と 捕捉可能位置。

ンキング学習の実装として, LightGBM [2] を 用いる.

#### 3.3 訓練データ

本稿では、既存の選手プログラムのボール捕捉行動を、ランキング学習によって模倣させる. 既存の選手プログラムでは、ボール捕捉行動の候補を複数列挙し、それらをスコア付けすることで行動を選択している. スコア付けのための評価関数は人手で設計されており、生成された訓練データを用いることでこの評価関数を学習させる.

ある状態において、複数の候補行動が列挙されうる.このとき、各候補行動に特徴量とラベルが与えられる.ラベルは列挙された候補の中での順位を決めるものであり、その候補の直接的なスコアを示すものではない.候補の中での順序関係さえ与えられれば、ランキング学習によって評価関数を学習することができる.

## 4 実験

#### 4.1 実験設定

RoboCup サッカーシミュレータ上で 3000 シミュレーションステップ分の試合を 100 試合実行し、選手の行動ログを収集する. 100 試合分で生成された候補行動の総数は 206974 個となった収集したログから人手で選定した 15 種類の特徴量を抽出し、訓練データとして用いる.

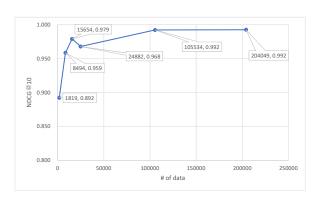


図 2 訓練データ数の増加に伴う NDCG@10 の変化.

獲得されたモデルの評価指標として NDCG@10 を用いる.

#### 4.2 実験結果

図 2 に学習で得られたモデルの NDCG@10 の結果を示す. 横軸は学習に使用した訓練データ数, 縦軸は得られたモデルによる NDCG@10 の値である. 訓練データ数の増加に伴い性能が改善され, 約 50 試合分のデータでボール捕捉行動の評価関数を獲得できたことが分かる.

#### 5 **まとめ**

ボール捕捉行動に対して決定木ベースのランキング学習を適用した.実験により,約50試合分のシミュレーションデータで既存の選手プログラムの模倣が可能であることを示した.

## 参考文献

- [1] H. Akiyama et al.: Learning Evaluation Function for Decision Making of Soccer Agents Using Learning to Rank, Proc. of SCIS & ISIS 2016, 2016.
- [2] G. Ke et al: LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree, Advances in Neural Information Processing Systems, pp.3147–3155, 2017.
- [3] M. Riedmiller et al.: Reinforcement Learning for Robot Soccer, Autonomous Robots, 27(1), pp.55–74, Springer, 2009.