

# 実試合のパス行動分析に基づく RoboCup チームの作成及び行動の評価 Development of RoboCup Team and Its Evaluation Using Pass Behavior Analysis in Real Game

有村勇紀\*1  
Yuki Arimura

糸田孝太\*2  
Kota Itoda

渡邊紀文\*3  
Norifumi Watnabe

大森隆司\*1  
Takashi Omori

\*1 玉川大学  
Tamagawa University

\*2 慶應義塾大学  
Keio University

\*3 産業技術大学院大学  
Advanced Institute of Industrial Technology

When football players pass a ball, they share the intention before the action. But, in the robocup soccer simulation, a model of the intention sharing was not implemented in the agents, and an intention sharing based pass behavior was difficult. So, in this study, we analyze a gazing behavior of human soccer player in real game, and constructed a model of MF player pass selection and FW player pass course prediction. To evaluate the model, we implemented the model in a simulated agent program, and analyzed a logged player behavior data for an effectiveness evaluation.

## 1. はじめに

人間が行うサッカーでは、セットプレイやパスを出す時は選手間で集団行動を形成する意図が共有されている。しかし、ロボカップサッカーでは多くのチームで、エージェントに意図を共有するためのプログラムを実装していないため、状況に応じてエージェント同士が意図を共有した集団行動を行うことが困難であった。そこで本研究では実試合における選手のトラッキングデータと視線行動に基づいた意図共有タイミングの結果を用いて、パスを行う際の選手行動を分析した。さらにその分析結果に基づき、MF 及び FW のパスモデルを作成し、ロボカップエージェントのプログラムを実装した。そして、シミュレーションのログデータを帰納論理プログラミング Aleph を用いて分析することで、そのモデルを評価した。

## 2. 先行研究

### 2.1 実試合の選手行動に関する研究

矢作らは、ロボカップサッカーシミュレーションにおいて選手同士が密集したプレイを行う団子サッカー形成の問題を取り上げ、人間のサッカープレイヤーと同様なプレースタイルが存在するのか、またチームワークが出来ているプレイと出来ないプレイでは行動データとしてどのような差異があるのかを分析した。そしてチームプレー時の視線行動に基づいた人間の行動データから、団子状態を解消したチームワーク形成において必要なパラメータを抽出し、新たなサッカープレイヤーのエージェントモデルを構築した[矢作 2010]。

糸田らは Jリーグの選手行動データから、人間が実際に試合で行っているパスに関する選手間の意図共有や意思決定のタイミングをトラッキングデータ及び映像データに基づいて分析し、パス行動モデルを構築した。更に構築したモデルをロボカップサッカーエージェントに実装し、パス行動が生成されることを確認した[糸田 2014]。本研究では糸田らが分析に利用したツールを一部利用して、Jリーグの選手行動データを分析した。

### 2.2 ロボカップを利用したエージェントモデルの研究

秋山らは、ロボカップサッカーエージェントを利用した戦術の連動性について研究を行った。ロボカップサッカーシミュレーション

では、人間のサッカーのように複数のプレイヤーが協調して、パスなどの連携する動作の振る舞いを表現することが難しい。そこでこれを実現し、チームのパフォーマンスを向上させ、更に探索フレームワークの導入によりチームパフォーマンスを向上させた。具体的にはアクション連鎖探索フレームワークという探索木を作成し、オンラインで有効なアクションの連鎖をエージェントに実装した[秋山 2012]。

萩元らは、ロボカップサッカーシミュレーションのログデータを用いて攻撃パターンを抽出し、帰納論理プログラミング (ILP) を利用して有効な戦術を評価した[萩元 2015]。ログデータの座標を用いてそのサイクルでのボールホルダーと敵との位置関係を、述語論理を用いて抽象的に表現した。ILP システム Prolog[Muggleton 95]を利用して評価した結果、「良い行動には敵が近くにいる味方へのパスが含まれている」「良い行動には敵に囲まれた中でのパスが含まれている」という仮説が得られた。しかし、敵が近くにいる味方にパスをするといった行動は直感的には不利な状況であるため、萩元らが含めなかった負例を論理設定として定義する必要があると考えられる。

## 3. 実試合データに基づく選手の視線分析

### 3.1 分析データ

分析データは、データスタジアム株式会社提供の Jリーグ 試合分(川崎フロンターレ VS セレッソ大阪 2011)の映像データとトラッキングデータを利用した。映像データは放送で使用されたものであり、30fps で記録されている。トラッキングデータはサッカースタジアムに配置された複数台のカメラを利用して 25fps で計測されたものである。トラッキングデータは、フィールド上の全選手及びボール、審判の座標データが含まれている。分析に用いたシーンのパスの流れを図1に示す。実線①と②は選手が矢印の方向にアイコンタクトしたことを示し、本シーンでは MF がボールを保持した後 FW1 と FW2 の選手を確認(①)し、その後 FW1 と FW2 が MF を確認(②)している。点線③は実際に行われたパスの方向を示し、本シーンでは MF が FW1 にパスを出している。赤線の点線は選手が攻めている方向を示す。本研究ではこのような選手同士がアイコンタクトを行って協調プレイを行っているシーンを分析した。

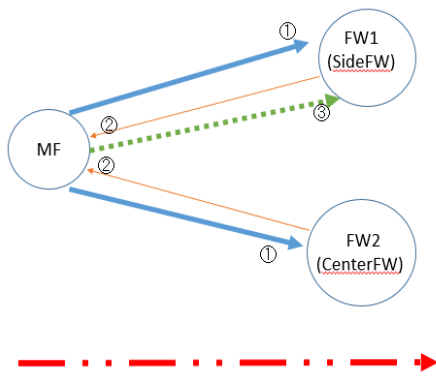


図 1:分析シーンのパスの流れ

### 3.2 分析手法

映像データの分析では、集団行動形成に重要なパス行動に着目し、パスを行う際に選手がどのタイミングで視線の変化およびジェスチャーを行い、お互いの意図を共有するのを確認した。ここで映像データはテレビ放送であるため特定の選手のみを映す場面があり、周りの選手の行動を確認する事ができない。そのため、本研究では糸田らの先行研究で用いたトラッキングデータの可視化ツール(図 2)を利用し、映像データに含まれていない場面での周りの選手の視線行動を確認した。具体的には、映像中でボールホルダーがどこに視線を向けているかを確認できていないときに、映像に映っているボールホルダーの視線方向とトラッキングデータの選手の位置関係から、視線方向の先にいる味方選手を確認し、意図を共有しているタイミングを分析した。

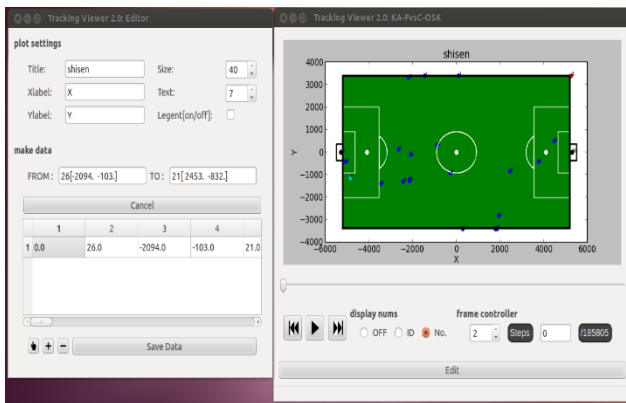


図 2:トラッキングデータ可視化ツール[糸田 2014]. 図 2 の右側はプロットウィンドウ(選手とボール、審判の座標データ、選手の視線を表示)、コントロールパネル(表示フレーム指定用スライダー、再生ボタン、ステップの切り替えボタン等)、Edit ボタンを示す。図 2 の左は 図の加工パネル(タイトル、軸ラベル、マーカーサイズ、テキストサイズ、凡例)、データ生成パネル(選手の視線を始線とした極座標から他選手全員の角度等の情報を格納するテーブル)を示す。

### 3.3 分析結果

エージェントモデル作成にあたり、本研究では MF と FW の関係についての分析結果をまとめる(図 3-5)。グラフは 13 分 42 秒~13 分 49 秒のシーンであり、Y 軸は選手のポジションを示し、0 が MF、1 が FW1、2 が FW2 である。X 軸は映像データの時間(sec)を示す。また図の実線は MF がボールを保持したタイミングで、点線は MF がパスを出し FW1 がパスを受けたタイミングである。

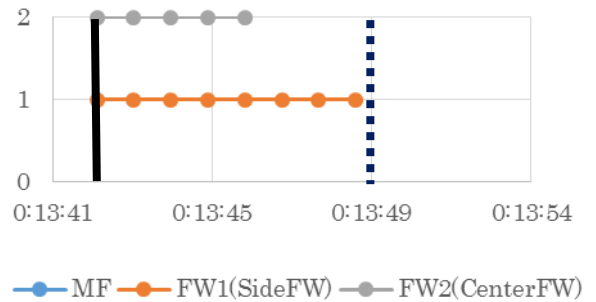


図 3:MF が注視する選手の時間変化

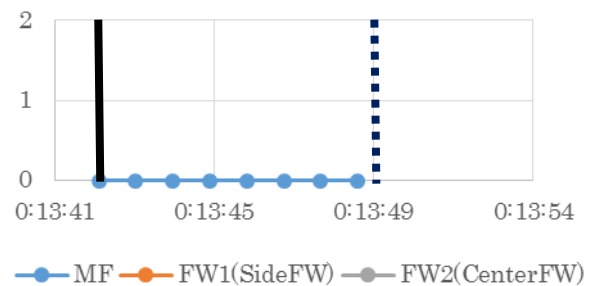


図 4:FW1 が注視する選手の時間変化

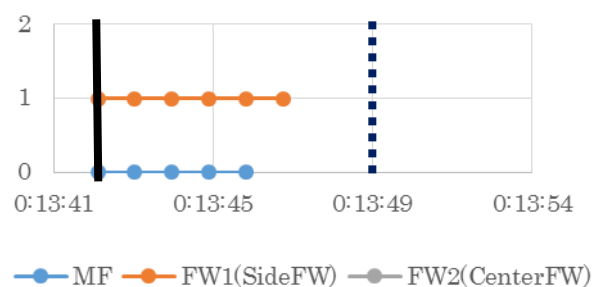


図 5:FW2 が注視する選手の時間変化

グラフから MF はボールを保持してすぐに次にパスを出す選手(本データでは FW1 および FW2)を探索し、特にその後パスを出す選手(FW1)を長時間注視している。FW1 も同様に MF がパスを受け取った瞬間からパスを受け取る直前まで注視し、お互いに意図を共有する事で、パスが行われたのだと考えられる。FW2 は MF がボールを保持したタイミングで MF と FW1 を注視しているが、6 秒後に MF を注視しなくなる。これは MF と FW1 の行動から途中でパスが来ないと考え MF の注視をやめ、

パスを受けるのであろうと考えられる FW1 のみ注視している。更に 13:47 辺りで FW1 にパスが出されることを確信した後、次の行動に移るため MF および FW1 の注視をやめていると考えられる。

#### 4. パス行動モデルの実装

分析結果に基づきロボカップ 2D エージェントにパスモデルを実装する。今回は, RoboCup2016 in Leipzig で使用したチーム HillStone をベースに作成した。HillStone は人間のサッカーでも行われているワンツーパスやスルーパスを用いたプレイを特徴とし、分析結果のエージェントへの実装が容易であるため、本研究で利用した。なお HillStone は FW3 人, オフェンス MF2 人, ディフェンス MF1 人, DF4 人の 4-1-2-3 のフォーメーションで設定した。

パスモデルは、エージェントプログラムに Chain Action の条件型のプログラムを追加することで実装した。ChainAction はロボカップ 2D においてより高度な戦術を実現するための機能であり、特定の動作から始まる選手が連携したプレイを実装することができる。本研究では MF がボールを保持した時に、その視野範囲に FW が 3 人以上確認できた状態でパスを出すように ChainAction を実装した。3 人未満の場合は味方選手にバックパスを出すようにした。ここでパスを出す条件を 3 人にしたのは、攻めている時に人数が少ない状態でパスを行い、攻撃を失敗するリスクを避けるためである。また、MF がパスを出す相手は最短距離の FW とした。更に FW には視野範囲に MF が存在した場合にその座標に近づくように行動を設定した。実装した MF のパスモデルを図 6 に示す。

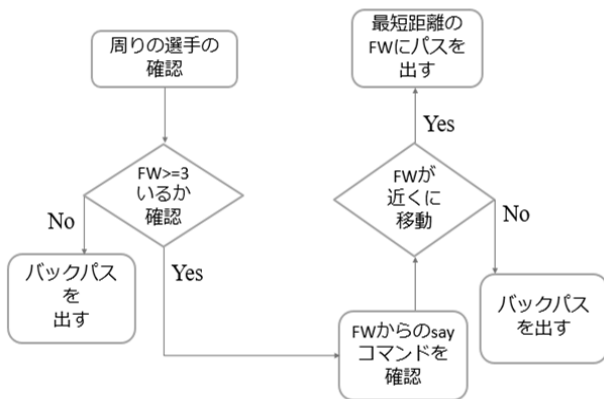


図 6: MF のパスモデルのフローチャート

#### 5. 帰納論理プログラミングによる行動の評価

##### 5.1 Aleph を利用したログデータの分析

本研究では、実装したモデルがロボカップシミュレーションの試合において有効であったかを帰納論理プログラミング (ILP) の Aleph を用いて分析した。帰納論理プログラミングとは Stephen Muggleton を中心として創られた概念であり[古川 2001]、述語論理によるデータ表現で帰納推論をすることが出来る機械学習の手法の一つである。プログラムにデータとして与えられるのは、主に正例、負例、背景知識であり、ILP は正例を説明するが負例を説明しない仮説を生成することが出来る。Aleph [Ashwin Srinivasan 2007] は Ashwin Srinivasan らによって考えられた ILP システムの一つである。

Aleph に与える正例および負例、論理設定を以下に示す。

[正例]

- ・80 サイクル以上の間、敵ゴールに接近
- ・5 つ以上の行動が連鎖している

[負例]

- ・80 サイクル未満の間、敵ゴールに接近
- ・5 つ未満の連続した行動

[論理設定]

```
:- modeh(1, good(+ac))?
:- modeb(*, has action(+ac, -pass))?
action には pass が含まれることを表す.
:- modeb(1, long(+pass))?
pass がロングパスであることを表す.
:- modeb(1, zone(+pass, -int, -int))?
pass がどのゾーンからゾーンに対して行われたかを表す.
ゾーンはサイドと中央に分類した.
:- modeb(1, enemy p(+pass))?
pass が敵に囲まれている中に行われたことを表す.
:- modeb(1, enemy a(+pass))?
pass が敵に囲まれた場所に出されたことを表す.
:- modeb(1, order(+pass, -pass))?
pass に順序があることを表す.
```

ここで「modeh」は目標概念を示し、推論する述語を宣言している。「modeb」は「modeh」を説明するための述語を表しており、仮説の本体部に含まれる。また引数の「pass」はエージェントとボールの相対距離によってボールホルダーを判定し、そのボールホルダーが関わった時とした。+は与えられる引き数を表し、-は出力される引数を表す。

#### 5.2 分析結果

Aleph より抽出された仮説を 3 つ示す。

- ① 良い行動には中央から中央へのロングパスが含まれる
- ② 良い行動には中央からサイドへのロングパスが含まれる
- ③ 良い行動にはサイドからサイドへのロングパスが含まれる

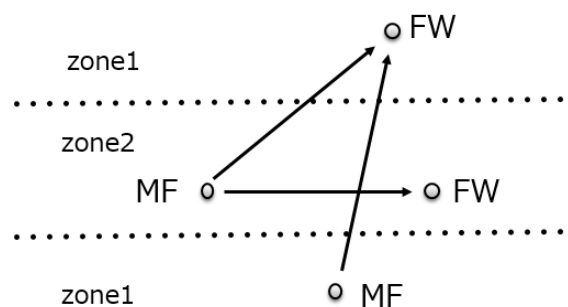


図 7: 抽出結果の例

図 7 に仮説で得られた典型的なポジションの例を示す。先行研究とは異なり、敵に囲まれてない状態のパスを抽出している。実際に試合映像を確認したところ、4 章で実装した MF のモデルを利用したパスが 1 試合あたり 9.7 本出されており、MF から中央、また中央からサイド、サイドから中央の FW へのパスが確認された。

### 5.3 考察

ILP によるログデータの分析結果から、モデルを実装した HillStone において敵ゴールに接近し行動が連鎖しているときに MF から FW へのサイドをまたいだパス行動が生成されていることが分かった。この結果から、4 章で実装した MF のパスモデルがロボカップシミュレーションの試合においても有効に働いていたと考えられる。

また先行研究では、敵が味方の近くにいるときにパスをするといった直感的には不利な状況を抽出していたが、本結果では負例を設定することでゾーンをまたいだパスなどの実際のサッカーにおいても有効となるパス行動を抽出することができた。

本結果から、実試合のサッカー選手の行動データを元にモデル化し、ロボカップサッカーエージェントに実装したパス行動が、シミュレーションの試合においても有効であることが示された。このような人間のプレイの行動分析がロボカップのチーム開発において有効であることが示されたと考えられる。

## 6. まとめ

本研究では、J リーグの実際の選手行動データを分析し、MF と FW 間の意図の推定が行われる場面の視線および行動からモデルを構築し、ロボカップサッカーエージェントへ実装した。更に帰納論理プログラミング Aleph を用いてロボカップ 2D のログデータから有効な戦術パターンの抽出を行って評価した。得られた仮説から MF から FW へのパス行動が有効であることを示した。この結果により、集団行動のモデル化において、選手間の視線行動に基づいた意図共有場面を分析し、人間と同様な行動を行うエージェントを実装するという手法が、ロボカップサッカーにおいても有効であると考えられる。今後は、映像データ及びトラッキングデータから新たな行動モデルを作成する可能性を検討する。

### 参考文献

- [古川 2001] 古川康一, 尾崎知伸, 植野研: 帰納論理プログラミング, 共立出版, 2001
- [Muggleton 95] Stephen Muggleton. "inverse entailment and progol". New Generation Computing, Vol.13, No.3-4, pp. 245-286, 1995.
- [秋山 2006] 秋山英久: ロボカップサッカーシミュレーション 2D リーグ必勝ガイド, 秀和システム, 2006
- [矢作 2010] 矢作拓也, 渡邊紀文: 人間行動データに基づいたロボカップサッカーシミュレーションにおけるチームワークの形成, 人工知能学会, 2010
- [秋山 2012] 秋山英久: アクション連鎖探索によるオンライン戦術プランニング, 人工知能学会研究資料, SIG - Challenge - B101-6, 2012
- [萩元 2015] 萩元祐紀, 鈴木利明, 渡邊紀文, 大森隆司, 亀田弘之: ロボカップサッカー 2D における帰納論理プログラミングを用いた攻撃パターンの抽出とその評価, 人工知能学会, 2015
- [糸田 2014] 糸田孝太, 渡邊紀文, 武藤佳恭: 実試合データに基づくサッカーエージェントのパスシーバー選択モデルの構築, 知能と情報(日本知能情報ファジィ学会誌), Vol.26, No. 3, 2014
- [Ashwin Srinivasan 2007] Ashwin Srinivasan: The Aleph Manual Version 4 and above, <http://www.cs.ox.ac.uk/activities/machinelearning/Aleph/aleph>