

帰納論理プログラミング Aleph を用いたロボカップ サッカーシミュレーション 2D の戦術パターン抽出

Reasoning of Effective Attack Patterns and Evaluation Using the ILP system Aleph
in RoboCup Soccer Simulation 2D

有村勇紀¹ 糸田孝太² 渡邊紀文³ 大森隆司¹

Yuki Arimura¹, Kota Itoda², Norifumi Watanabe³ and Takashi Omori¹

¹ 玉川大学

² 慶應義塾大学

³ 産業技術大学院大学

¹Tamagawa University

² Keio University

³Advanced Institute of
Industrial Technology

Abstract: In this paper, effective strategic patterns in RoboCup2D simulation are extracted using the inductive logic programming system Aleph. Due to the dynamic changes of the offensive and defensive behaviors, strategic pattern extraction in real soccer is difficult. Therefore, a behavioral model is constructed using J-league soccer player data based on the analysis of behaviors in scenes of mutual intention inference, and implemented the model to the RoboCup2D agents. Then, we extracted effective strategic patterns from log data of the soccer simulation with Aleph and verify the validness of the patterns comparing to the previous studies.

1. はじめに

ロボット工学と人工知能の領域横断型研究プロジェクトとしてRoboCup が知られている。RoboCup には様々なリーグ(レスキュー, サッカーシミュレーション2D, サッカーシミュレーション3D)が存在しており, それぞれにおいて研究, 開発が行われている。RoboCupサッカーシミュレーション2D(以下ロボカップ2Dとする)では, 試合に勝利する事が重要視される。しかし, だだ単に試合に勝つのではなく, ボールを支配し, 確実に試合に勝利する事が望まれている[山下 2013]。そのために各チームはワンツープラス等の戦略を実装しているが, 幾つかの問題がある。サッカーの試合は攻守に影響を与える要素が多数存在し, さらにそれが動的に変化していく。そのため, 試合を優位に進めるような有効なパターンを表現することや, それを学習することが難しい。

そこで本研究ではロボカップにおける戦術的行動を作成するため, Jリーグ選手の行動データ分析に基づくチーム作成手法を説明する。具体的には選手のパス行動から互いに意図を推定し合っていると判断されるシーンを抽出し, 視線を向けるタイミング及び行動を分析した。更にそのデータを利用して同様のタイミングで他の選手を確認し, 行動するエー

ジェントプログラムを作成した。

更に作成した行動を評価するため, 帰納論理プログラミング(Inductive Logic Programming)システムの一つであるAleph(P-progol) [Srinivasan 07]を使用する。ILPシステムはデータを述語表現形式で表し, その関係をルール表現として学習することができる。そのためデータの属性が動的に変化しても一般性の高いルールを抽出することが可能であると考えられる。同様の手法で研究した例として, 萩元らはILPシステムProgolを利用した[萩元 2015]。萩元らの研究では正例(Positive only)のみでロボカップ2Dのログデータから有効な行動(攻撃パターン)の抽出を行ったが, 正例の抽出条件や論理設定の問題から抽出例は2例のみであった。そこで新たな正例による戦術の抽出アルゴリズムを作成するにあたり, 評価関数の改変が容易であるAlephを用いた。なお本研究では萩元らと同じ論理設定を用いてパターンを抽出し, Progolで得られた仮説とAlephで得られた仮説の結果を評価する。更にその問題点から, 今後Alephで改変すべき抽出アルゴリズムを検討する。

2. 実際の選手行動データ分析に基づくチームの作成

2.1 ロボカップ 2D とは

人工知能分野では、単一のエージェントでは解決をする事が難しい問題を複数のエージェントが研究されている。ロボカップ 2D は、マルチエージェントシステムの一つであり、マルチエージェントシステムのテストベッドと呼ばれている[糸田 2006]。ロボカップ 2D では選手は自律的に行動し、行動を 2 次元フィールド上に表現しているため、ボールの高さなどの 3 次元情報は存在しない (図 1)。

ロボカップ 2D のシステム構成はクライアントとサーバを分ける「クライアント・サーバ方式」によって構成されている。エージェントはサッカーに必要な基本的な動きと人間が持つようなステータスを持っている。具体的には動作コマンドとして turn (エージェントの回転), dash (エージェントのダッシュ), kick (エージェントのキック), say (エージェントの情報の送信) 等がある。また感覚情報としては, see (ボールや選手等の情報取得), hear (say による送信された情報の取得), sense_body (プレーヤーの感覚情報の取得) 等がある。これらの基本要素を利用することで選手が連携する戦術的行動を形成する。



図 1. ロボカップ 2D シミュレーター

2.2 選手行動データの分析手法

2.2.1 パス行動データの切り出し

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分析し、パス行動モデルを構築した[糸田 2014]。本研究においても糸田らが分析した手法を用いて、J リーグの選手行動データを分析する。分析データは、データスタジアム株式会社提供の J リーグの一試合分(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。

映像データでは、ボール保持者の周辺の選手行動に着目し、パスの流れを確認する。しかし、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、本研究ではトラッキングデータの可視化ツールを利用し、映像データに含まれていない場面での周りの選手の行動を確認した。トラッキングデータの可視化ツールを図 2 に示す。

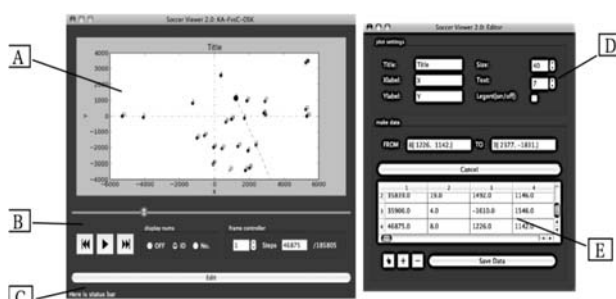


図 2. トラッキングデータ可視化ツール概観[糸田 2014]。A:プロットウィンドウ。選手とボール、審判の座標データ(図の中の斜め破線は選手の視線を表す)B:コントロールパネル。(表示フレーム指定用スライダー、再生ボタン、ステップの切り替えボタン等)。C:Edit ボタン。D: 図の加工パネル(タイトル、軸ラベル、マーカーサイズ、テキストサイズ、凡例)。E:データ生成パネル(選手の視線を始線とした極座標から他選手全員の角度等の情報を格納するテーブル)

2.2.2 行動アノテーションによる選手行動の抽出

パスの流れの中でボールホルダーの周りの選手がパスを受けるために、アイコンタクトや Body Language などを行っている。そのパスの流れを見る事によって意図の共有を理解することが出来る。本研究では、選手の意図の共有に関係する行動にラベルを付け、行動とタイミングの関係を分析する。分析手法は映像データを株式会社ペガシスから販売されている TMPGEnc を用い、動画 1 フレーム毎に選手の身体の向きや BodyLanguage (手を振る等) を記述した。分析結果を表 1 に示す。

分析結果より、ボールホルダー以外の選手も周りの状況を確認し、特に FW の選手では次に自

表 1. 選手行動の分析結果

Time	Player	Action
0:29:42	C(左側 5 列目中心部)	A が B にパスを出すと推定し、B からパスを受けやすい位置に移動
0:29:42	A(左側 2 列目中心部)	ボールを受けて、B の存在を確認
0:29:43	A(左側 2 列目中心部)	B に向けてパスを出す
0:29:43	B(左側 3 列目中心部)	A の視線または体の向きからパスを出す
0:29:45	B(左側 3 列目中心部)	静止し、A からパスを受けた

分が行うべき行動を判断するために移動していた。また MF の選手は、パスを受けるためにアイコンタクトを行っていた。

2. 3 分析結果に基づくチーム作成

2. 3. 1 エージェントモデルの作成

分析結果に基づいた視線及び移動タイミングを利用し、ロボカップ 2D エージェントのスルーパスやワンツーパスなどを実装する。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反映が容易であるため、本研究で利用した。具体的に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関係したプレイを実装することができる。デフォルトではスローインやコーナーキック等の特定のセットプレイが実装されている。本研究では ChainAction に MF(ミッドフィルダー)の選手がボールを保持した時に MF の視野範囲に FW(フォワード)の選手が 3 人確認できた状態でパスを出すようにした。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。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。

2. 3. 2 エージェント動作の検証

2.3.1 で作成したモデルを実装したチームで対戦を行い、そのログファイルを利用してその行動が出現しているかを検証する。ログファイルは試合の各サイクル毎の選手、ボールおよびサーバの状態が記

述されている。具体的にはサイクル数、ボールの x 軸と y 軸の値およびその加速度、選手の背番号および x 軸 y 軸とその加速度、スタミナ情報などが含まれる。

また視野範囲を確認するための debug サーバ (図 3)、選手行動を確認するための debug Message (図 4) を利用した。



図 3. debug サーバー

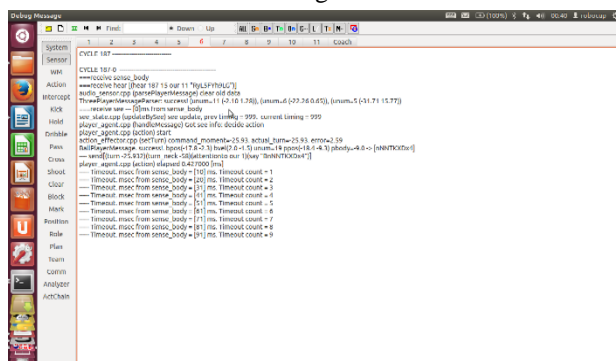


図 4. debug Message

2. 3. 3 エージェント動作の検証結果

エージェントの動作を検証するため、作成したチームで 50 試合対戦した。対戦相手はロボカップ 2D 公式サイトで提供されているサンプルチーム

agent2D とした。

シミュレーション結果より、MF の選手がボールを保持した時に、FW の選手にパスを出す行動が見られた。一方 FW が MF の視野範囲に存在しないことが多く、味方の選手にバックパスを出す回数も多かった。バックパスを含め、本研究で実装したエージェントプログラムが動作を、1 試合中の平均 5.6 回出現していることが確認した。

3. 帰納論理プログラミングを利用したログデータの分析

3.1 帰納論理プログラミングとは

帰納論理プログラミング (Inductive Logic Programming) とは、1990 年代の初頭に 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。データを一階述語論理で表現することで、ILP はそれらを分類するルールを抽出することが出来る。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、背景知識である。正例とは仮説で説明したい正しい事象であり、負例は仮説に含まれない事象のことである。また、背景知識は問題に対する事前知識を表す。ILP は正例を説明することができ、負例を説明しない仮説を生成することが出来る。ILP が他の機械学習手法と比べて優れている点は、一階述語論理で表現することで属性値の集合では表現することが出来ないデータの関係をルール表現として学習することが出来ることである。

ILP では正例、負例、背景知識から次のルールを用いて仮説を発見する。

- ・事前不十分性
- ・事前無矛盾性
- ・事後十分性
- ・事後無矛盾性

これらにより、今ある背景知識だけでは正例が説明できず (事前不十分性)、また負例に対しても矛盾がないとき (事前無矛盾性) 正例を説明し (事後十分性)、負例に矛盾しない (事後無矛盾性) 仮説を求める。

3.2 ILP を利用したロボカップの先行研究

3.2.1 政策事前条件の学習

ILP を使ったロボカップ 2D の先行研究として、試合から仮説を抽出し、強化学習の探索範囲を削減した松井らの研究がある [松井 2004]。この研究では政策事前条件を用意し、学習した政策を「利用可能部分」、「再学習が必要な部分」に分類する条件を ILP で獲得する。

政策条件の例を示す。

- $\text{success}(A) :- \text{my speed}(A, B), \text{goal distance}(A, C), \text{gteq}(B, 0.08), \text{lteq}(C, 18.26)$
- $\text{my speed}(A, B)$. 選手 A が B の速度を持つ
- $\text{goal distance}(A, C)$. 選手 A のゴールまでの距離 C
- $\text{gteq}(X, Y)$. X が Y 以上
- $\text{lteq}(X, Y)$. X が Y 以下

これはゴール前でシュートが概ね決まる条件を示している。「ゴールが成功する条件は選手 A が 0.08 以上の速度を持ち、ゴールまでの距離が 18.26 以下の時」というものである。このように条件を示すことでシュートが決まるかどうかを探索する際にその探索範囲を狭めることが出来る。

3.2.2 試合中の攻撃パターンの抽出

ロボカップ 2D のログデータを用いて攻撃パターンの抽出を行った研究として萩元らの研究がある [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。以下の 2 つが設定した正例である。

- ・80 サイクル以上の間相手ゴールに対して接近し続けている
- ・5 つ以上の行動が連鎖している

ILP システムとして Progol [Muggleton 95] を利用した。Progol は問題に対するバイアスを与えることができ、バイアスの一つにモード宣言と呼ばれる宣言がある。モード宣言とは目標概念とそれを定義する概念を宣言するものである、目標概念は

「modeh」で表され、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。目標概念の例を以下に示す。

- $:- \text{modeh}(1, \text{good}(+ac))?$
- $:- \text{modeb}(*, \text{has action}(+ac, -pass))?$ action には pass が含まれることを表す。
- $:- \text{modeb}(1, \text{long}(+pass))?$ 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示す.
`:- modeb(1, enemy p(+pass))?` pass が敵に囲まれている中行われたことを表す.
`:- modeb(1, enemy a(+pass))?` pass が敵に囲まれている所に対して行われたことを表す.
`:- modeb(1, order(+pass, -pass))?` pass に順序があることを示す.

「modeh」 と 「modeb」 の括弧内で使われている「ac」, 「pass」 は引数のドメインを表す.
 「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変わった時としている. +は与えられる引数を表し, -は出力される引数を表す. zone (zone1:サイド, zone2:中央) と enemy_a, enemy_pのイメージを図5に示す.

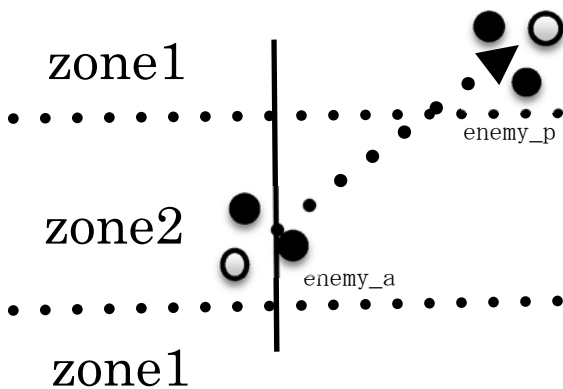


図5. zoneとenemy_a, enemy_pのイメージ. 白丸はボールホルダー及びレシーバーを示し, 黒丸は敵選手を示す. zone1はフィールドのサイド, zone2はフィールドの中心領域を示す.

これらの論理設定を用いて正例のみ(Positive only)で抽出を行い, 2例ではあるが一部の仮説を得ている. 本研究では萩元らと同じ論理設定を用い, 新たなILPシステムとしてAlephを用いて仮説を得る.

3. 3 Aleph を利用したログデータの分析

本研究では, ILPシステムとしてAlephを用いて分析を行った. Aleph[Ashwin Srinivasan 2007]とはA Learning Engine for Proposing Hypotheses の略称である. Ashwin Srinivasanらによって1994よって考えられた手法であり, AlephにはProgolと同様に背景知

識を加えたbファイル, 正例を加えたfファイル, 負例を加えたnファイルが含まれる. 先行研究との比較を目的としているため, 背景知識であるbファイルは3.2.2の萩元らと同じ論理設定とした.

正例である f ファイルには次の述語をを追加した.

```

good(a0_166501553).
good(a1_166501553).
good(a2_166501553).
good(a3_166501553).
good(a4_166501553).
good(a5_166501553).
  
```

a はログデータに含まれる行動を示し, 0~5 はその行動が出現した順番を示す. アンダーバー以降の値はログデータの ID を示し, 分析するログデータの ID を入力する. なお萩元らと同様に本研究においても負例は未設定とした.

3. 4 分析結果

2章で作成したチーム HillStone とサンプルチーム agent2D の全 20 試合のログデータに対して分析を行った. 1 試合のログデータの分析によって抽出された仮説は 6 例であり, 合計 120 例抽出することができた. 分析結果を表 2~6 に示す.

表 2. パスとロングパスの仮説の結果

行動	得られた仮説の数
pass	43
long	77

表 3. パスにおけるゾーンの仮説の結果

行動	得られた仮説の数
zone1 ⇒ zone1	16
zone2 ⇒ zone2	27
zone1 ⇒ zone2	0
zone2 ⇒ zone1	0

表 4. ロングパスにおけるゾーンの仮説の結果

行動	得られた仮説の数
zone1 ⇒ zone1	9
zone2 ⇒ zone2	16
zone1 ⇒ zone2	25
zone2 ⇒ zone1	27

表 5. パス行動における敵の配置に関する
仮説の結果

述語	得られた仮説の数
enemy_p のみ	11
enemy_a のみ	20
enemy_p と enemy_a	12

表 6. ロングパス行動における敵の配置に関する
仮説の結果

述語	得られた仮説の数
enemy_p のみ	17
enemy_a のみ	13
enemy_p と enemy_a	47

表 2 より、今回取得したパス行動のうち 64%がロングパス、36%が通常のパスであり、チームの特徴としてロングパスが多いことが分かる。表 3 はロングではないパスが zone1(サイド), zone2 (中央) に出現するかを示し、中央内でのパスが多くゾーンをまたいだパスが出現していないことが分かる。表 4 はロングパスがどのゾーンで出現しているかを示す結果であり、ゾーン内またゾーンをまたいだパスが出現しており、サイドを展開するパスが多く見られる。表 5 はパス時にロングではないパスが行われたときにボールホルダーを敵が囲んでいる (enemy_a), レシーバーを敵が囲んでいる (enemy_p) のかを示したものである。結果より、通常のパスはボールホルダーが敵に囲まれているときに出現することが多い。表 6 はロングパス時の敵の位置を示したものであり、ボールホルダー、レシーバー共に敵に囲まれたときに多く出現している。

3. 5 考察

シミュレーション実験の結果、20 試合中有効な戦術パターンが 1 試合 6 例、合計 120 例抽出できた。パス行動については、HillStone はロングパスが多く行われていることが示された。これは HillStone がスルーパスを多く選択するチームであることが影響していると考えられ、その特徴を抽出することができていると考えられる。またロングパスにおいてゾーンをまたいだパスが多く出現していた。これは今回 2 章で作成したモデルでは FW3 人が視野範囲に入ったときにパスを選択する行動であったため、FW の位置によりサイドを大きく展開するパスが出現したと考えられる。

4. 議論

本研究ではロボカップに置ける戦術的行動を作成するため、実際の J リーグ選手の行動からパス行動モデルを構築し、エージェントプログラムに実装した。検証結果から、作成したパス行動が 1 試合中平均 5.6 回出現し、実装したエージェントプログラムが正しく実装できていることが確認された。

次に構築したチームのログデータを利用し、帰納論理プログラミングの手法を用いて有効な戦術パターンとして抽出することができるかを分析した。分析結果より、今回実装する以前のチームの特徴であるスルーパスに関係する仮説を抽出することができ、更に今回実装したモデルによるロングパスでのゾーンをまたいだパスについての仮説を抽出することができた。

ここで本研究で得られた仮説と、先行研究の萩元らが抽出した仮説について比較する。先行研究では本研究で分析した HillStone のログデータより「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。この結果は本研究においても表 5, 6 のように通常のパス、ロングパスにおいて仮説として得られ、更に「ロングパスにおいては、ボールホルダー、レシーバー共に敵に囲まれているときに味方へのパスが多く出現している」という結果が得られた。この結果より萩元らが抽出した仮説を含み更にパスの長さにより異なる戦術パターンが含まれることを示すことができた。

また先行研究と異なりロングパスやサイドチェンジのロングパスが有効な戦術パターンであるという仮説が得られた。ただし、本研究では 20 試合から全 120 の仮説を得ることができたが、実際にこの仮説全てが有効な戦術パターンであるかは疑問が残る。そこで例えば今回設定した zone にゴールの近さによる新たな述語を設定するなど、論理設定をより詳細にする必要がある。また他の原因としては、本研究では先行研究との比較を行うために正例のみ (Positive only) で行ったことが考えられる。そこで今後は、実際のサッカーの試合で有効であると考えられている、ゴールに繋がる連続したパス行動を抽出することができるよう、パスなどの行動の順序関係を要素とした含んだ Aleph の評価関数の設計を検討する。

5. おわりに

本研究では、J リーグの実際の選手行動データを分析し、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，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い，先行研究で得られた仮説を含み，更に状況によって異なる戦術パターンが含まれることを示した．ただし現在公開されている ILP システムでは，先行研究と同様に正例のみでの適切な評価は困難であるため，今後システムの評価関数の変更を検討していく．

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，博士論文，2001
- [松井2004] 松井藤五郎：自律型エージェントの行動学習に関する研究，名古屋工業大学，博士論文，2004
- [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
- [山下 2013] 山下雄大，中島智晴，秋山英久：RoboCupサッカーにおける敵位置の予測モデル構築，大阪府立大学，福岡大学
- [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
- [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レシーバー選択モデルの構築，知能と情報(日本知能情報フェジィ学会誌)，Vol126, 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>