

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

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

萩元裕紀^{*1} 鈴木利明^{*2} 渡邊紀文^{*3} 大森隆司^{*2} 亀田弘之^{*3}
Yuki Hagimoto Toshiaki Suzuki Norifumi Watanabe Takashi Omori Kameda Hiroyuki

^{*1}東京工科大学大学院バイオ情報メディア研究科

Graduate School of Bionics, Computer and Media Sciences, Tokyo University of Technology

^{*2}玉川大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Tamagawa University

^{*3}東京工科大学コンピュータサイエンス学部

School of Computer Science, Tokyo University of Technology

Our study aims at discover and create a new method of how inductively to reason effective attack patterns by using much amounts of log data in RoboCup soccer simulation 2D. The inductive reasoning of those patterns makes it feasible to implement a RoboCup soccer team easier, and also to predict results of soccer games more precisely than before. This paper presents an experiment to reason effective attack patterns from a collection of simple actions of ball-holder soccer players. As a result, some of effective attack patterns can be handled successfully, but sequences of actions which are of importance in soccer game analysis cannot properly. It was found that it is difficult to ILP system handles ambiguous hypotheses.

1. はじめに

ロボカップサッカーシミュレーション 2D(以下ロボカップ 2D とする) はマルチエージェントによる協調行動のシミュレーションまたは、その評価をするためのプラットフォームである。多くのチームが試合に勝つために自チームに、戦術、戦略を実装しているが、次の様な問題点がある。サッカーの試合は試合展開に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したり、またそれを学習することが難しい。そこで本研究では、機械学習の手法の一つである帰納論理プログラミング (Inductive Logic Programming)[古川 2001](以下 ILP とする) システム Progol[Muggleton 95] を使用し、ロボカップ 2D のログデータをから有効な攻撃パターンの抽出を行う。有効な攻撃パターンを得ることでチーム作成が容易になることや、試合の予測が可能になると期待される。

2. 関連研究

2.1 帰納論理プログラミングとは

ILP とは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し、それらを分類するルールを抽出することが出来る。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 が他の機械学習の手法として優れている点は、一階述語論理で表現することで、属性値の集合では表現できない、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。

2.2 ILP を使った政策事前条件の学習

ILP を使いロボカップ 2D の試合から仮説を抽出し、強化学習の探索範囲を削減した研究 [松井 2004] がある。この研究では政策事前条件を用意し、学習した政策を「利用できる部分」、「再学習が必要な部分」に分類する条件を ILP で獲得する。政策事前条件の例を示す。

- $\text{success}(A) \text{ :- } \text{my_speed}(A,B), \text{goal_distance}(A,C), \text{gteq}(B, 0.08), \text{lteq}(C, 18.26)$
 - $\text{my_speed}(A,B)$. 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。こうしたサッカーの状況を述語論理で表現し、その中から共通する事例を帰納推論している。

3. 提案方法

本研究で推論する仮説は、有効な攻撃パターンとする。今回その有効な攻撃パターンとは、自チームがボールを保持し、相手ゴールに対して近づいていく攻撃パターンとする。「ゴールした」という行動に設定しないのは、ゴールといった偶然性の高い行動には一般性がないと考えたためである。今回のデータは行動をパスのみに限り、さらにそれが連鎖的に起きている時に限定した。

3.1 分析手法

ロボカップのログデータから行動を抽出する。S 式で記述されており、1-6000 サイクル毎にボールや選手の座標や選手のスタミナなどの情報が記述してある。その座標を利用しそのサ

連絡先: 萩元裕紀, 東京工科大学大学院バイオ・情報メディア研究科, 東京都八王子市片倉町 1404-1, 042-637-2111, g21140273a@edu.teu.ac.jp

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。また正例として以下の2つを設定した。

- 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こと

3.2 Progol に与える論理設定

Progol に設定した論理設定を以下に示す。Progol は問題に対するバイアスを与えることができる。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を行うものである。目標概念は modeh で表され、推論する述語を宣言している。modeb とはその 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。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た。+は与えられる引数を表し、-は出力される引数を表す。

- :- 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。
- :- 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。

以上の述語を用いて表現した行動の例を [図 1] に示す。

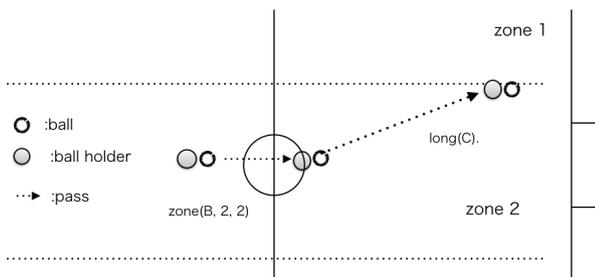


図 1: 述語論理を用いて表現した行動の例

[図 1] を日本語で表現すると「良い行動にはゾーン 2 から 2 までのパスからのロングパスという行動が含まれている」good(A) :- has_action(A,B), has_action(A,C), zone(B,2,2),long(C),order(B,C).

このように述語論理を用いることでサッカーの多様な要素や動的な状況を抽象的に表現することが出来る。

4. サッカー 2D のログデータを利用した評価実験

今回はロボカップ 2D に出場しているチームは HillStone とサンプルデータとして提供されている Agent2D の全 20 試合のログデータに対し実験を行った。結果はとして 20 試合から 3 つの仮説を抽出することが出来た。

1. good(A) :- has_action(A,B), enemy_a(B).
(HillStone 6 -vs- 4 agent2D)
2. good(A) :- has_action(A,B), enemy_p(B).
(HillStone 6 -vs- 2 agent2D, HillStone 6 -vs- 4 agent2D)

仮説の意味は次のようになっており、「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」。また正例の対象となったパス内での enemy_a パスや enemy_p の数を数えた所、全体のパス数 24 中 12 は仮説で示されたパスが含まれる結果となった

HillStone が agent2D の敵の位置にあまり関係なくパスを成功させて展開を有利にしていることがわかる。試合を人が見た場合も agent2D はあまり相手への当たりが強くなく、それにより敵チームに対してパスを許してしまう傾向がある。

5. 考察

評価実験では 20 戦行ったが、仮説が抽出されたものは 3 つに留まった。仮説をより多く抽出するには、正例の抽出条件や論理設定を変更する必要がある。だが、それはその試合に対して個別に設定する必要があり、すべての試合に共通する設定は非常に難しい。また正例の条件等を厳しくすると本来求めている有効な行動が得られない可能性もある。このような問題が発生してしまうのは ILP システムがロボカップ 2D のような両義性をもつ正例が推論することが難しいためである。ILP システムは与えられた事例に共通する仮説を推論する。そのため、ロボカップのような正例が厳密に定義できないものを推論しようとする以上のような問題が発生する。こうした問題を解決するためには、述語論理の表現内で確率を扱えるようにすることが必要ではないかと考える。

6. まとめ

本稿では協調行動のシミュレーションを目的とするロボカップ 2D で有効な行動を ILP システムである Progol を用い推論を試みた。その結果、一部の仮説を得ることができたが、ILP システムではサッカーでいう良い戦略といったような両義性を持つ正例を扱うことが難しいことがわかった。

参考文献

- [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
- [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
- [Muggleton 95] Stephen Muggleton. "inverse entailment and progol". New Generation Computing, Vol. 13, No. 3-4, pp. 245 286, 1995.