

RoboCupにおける SIRMs ファジィモデルを用いた敵位置予測と1対1の守備への応用

Opponent's Position Prediction using SIRMs Fuzzy Models

and Its Application to One-to-One Defense for RoboCup

中出 知成^{*1}, 中島 智晴^{*1}, 秋山 英久^{*2}, 関 宏理^{*3}

Tomonari NAKADE^{*1}, Tomoharu NAKASHIMA^{*1}, Hidehisa AKIYAMA^{*2}, Hirosato SEKI^{*3}

大阪府立大学^{*1}, 福岡大学^{*2}, 大阪大学^{*3}

Osaka Prefecture University^{*1}, Fukuoka University^{*2}, Osaka University^{*3}

{swa01200@edu, tomoharu.nakashima@kis}.osakafu-u.ac.jp, akym@fukuoka-u.ac.jp, seki@sys.es.osaka-u.ac.jp

Abstract

RoboCup サッカーでは、敵プレイヤーの動きに対して適切に対応することが重要である。特に、1対1の守備では味方プレイヤーが一人で対応しなければならないため、敵がどのような行動を取るかを予測することが重要になる。本論文では、RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグを題材として、SIRMs ファジィモデルを用いた1対1の守備における敵位置予測の手法を提案する。数値実験では、教師信号による予測精度の検証を行い、さらに提案手法を組み込んだチームの1対1の守備における性能を調査する。

例えば、Gabelら [2] は、NeuroHassle と呼ばれる手法を提案し、1対1の守備を繰り返し、学習させることで守備性能の向上を行った。

本論文では、SIRMs (Single Input Rule Modules: SIRMs) ファジィモデル [3] を用いた敵位置予測とそれを用いた1対1の守備への応用を提案する。1対1の守備では敵の動きが重要であるが、もし敵が移動する位置を予測できれば、味方の行動決定を容易にすることができる。そのための手法として、SIRMs ファジィモデルを用いる。数値実験では、SIRMs ファジィモデルによる敵位置予測を行い、予測精度について検証を行う。また、敵位置予測が正しく行えたとしても適切なタイミングの位置を使っていなければ有効な守備にならない。そこで、提案手法を組み込んだチームの1対1の守備性能について、予測タイミングを変更して評価を行う。

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[1] が知られている。RoboCup には様々なリーグが存在しており、それぞれ活発に研究、開発が行われている。その中の一つである RoboCup サッカーでは、競技で勝利することが重要視されているが、ただ単に勝利するだけでなく、賢く安定して勝利することが望まれる。そのためには、敵チームの攻撃に対し適切な守備を行うことが重要である。特に、1対1の場面における守備は試合中の機会も多く、その完成度が試合の勝敗にも影響する。

チーム開発においては、守備の動きを実装するために開発者が手作業で調整を繰り返しているのが実情である。そのため、敵チームの攻撃に対して適切な守備が行えていない可能性がある。また、どのようにすれば1対1の守備で適切な守備を行えるかは敵プレイヤーの行動に大きく影響されるため、想定される全ての攻撃について手作業で調整を行うとコストがかかってしまう。そこで、相手の行動を予測し、適切な守備を選択する手法が必要となる。

2 RoboCup

2.1 RoboCup サッカー

RoboCup は、ロボット工学と人工知能の発展を目的とした、自律移動型ロボットによるサッカーなどを題材とした研究プロジェクトである。RoboCup には「西暦 2050 年までに、サッカーの世界チャンピオンチームに勝てる自律型ロボットチームを作る」という目標があり、この目標に向けて盛んに研究が行われている。RoboCup にはサッカー以外にも、大規模災害への対応のシミュレーションや災害現場で活躍するロボットの開発を促進するレスキューリーグ、日常生活で人間を支援する自律ロボットによる競技を通じて、人とコミュニケーションしながら役に立つロボットの実現を目指す@ホームリーグの他に、次世代のロボット技術者育成を目的としているジュニアリーグも存在する。本論文では、RoboCup サッカーシミュレーションリーグを研究の対象とする。

サッカーシミュレーションはモデル化の形式によって 2D

リーグと 3D リーグに分けられる．Figure 1, 2 に 2D リーグと 3D リーグの試合の様子を示す．2D リーグでは，基本的な動作はコマンドとして実装されている．そのため，2D リーグでは，高レベルな意思決定を主な研究対象としている．一方，3D リーグでは，エージェントはヒューマノイドロボットで形成されているため，基本的な動作を関節から制御する必要があり，基本的な動作が非常に重要である．本論文では 2D リーグを扱う．

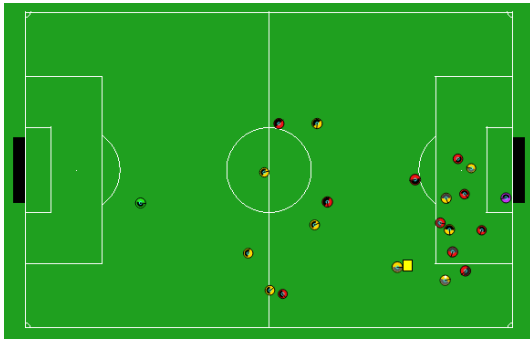


図 1: 2D Simulation League



図 2: 3D Simulation League

2.2 RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグ

シミュレーション 2D リーグは RoboCup 創設当初から存在する最も古いリーグの一つである．2D リーグでは，実機を使用せずに，コンピュータ内に用意された二次元平面を仮想サッカーフィールドとし，円形のエージェントをプレイヤーとして競技を行う．また，プレイヤーやボールの位置と速度は全て二次元のベクトルとして表される．2D リーグでは，低レベルの行動に関しては，kick, dash, turn などの抽象化されたコマンドにより実装されている．試合は前後半 3000 サイクルずつ合計 6000 サイクルからなる．1 サイクルは 0.1 秒で離散化されている．プレイヤーやコーチはそれぞれ独立したエージェントとしてプログラムされている．各プレイヤーには実際の人間と同様に視野が設定されており，自身の視野内で認識できた情報に基づき，視覚情報が形成される．また，他のプレイヤーやコー

チがメッセージとして発している情報を聴覚情報として使用できる．これらの視覚情報や聴覚情報からフィールド情報を形成し，これに基づきドリブルやパスなどの意思決定を下す．しかし，視覚情報や聴覚情報にはノイズが含まれる．視覚情報には遠距離のプレイヤーやボールの情報が一部欠落し，聴覚情報についても確実に受信できる訳ではなく，コーチの発生するメッセージはプレイオン時にはプレイヤーに到達するまでに遅延も発生する．そのため，プレイヤーはフィールド上の正確な情報をリアルタイムで保持することができない．

3 ドリブルに対する守備

本論文ではボールを持っている敵プレイヤーに対し，味方プレイヤーが 1 人で対応する動作を 1 対 1 の守備と定義する．Figure 3 に 1 対 1 の守備の例を示す．Figure 3 において，ボールを持っている敵プレイヤーに対しては 1 人で守備を行っており，他の味方プレイヤーはゴールの守備やパスに備えて他の敵プレイヤーのマークを行っている．マークを行う際に重要視されることは敵のパスを防ぐことである．そのため，自分がどのプレイヤーをマークし，どこに位置取ることでパスに備えるかなどを考える必要がある．例えば，マークするプレイヤーとボールを持ったプレイヤーの間に入るように位置し，パスを防ぐ動きを行う，あるいはパスは防がず，プレイヤーとゴールの間に入るように位置し，パスを受けた敵プレイヤーの行動を制限させるといった戦術が考えられる．これに対し，1 対 1 の守備では敵のドリブルを防ぐことが重要視される．例えば Figure 3 では，敵がドリブルで目の前にいるプレイヤーを突破すると，敵プレイヤーとゴールの間にはキーパーしか存在せず，ゴールに接近され，失点する危険性が高くなる．また，1 対 1 の守備では後方や横方向へのパスを防ぐことが困難である．そのため，敵のドリブルを止めてもパス回しにより，全体での敵の攻撃が途切れないことがある．これを 1 対 1 の守備で防ぐには敵のボールを取り，ボールを味方のものにする必要がある．1 対 1 の守備を行う際，パスを防ぐことは比較的重要なものではないが，敵の前方向へのパス

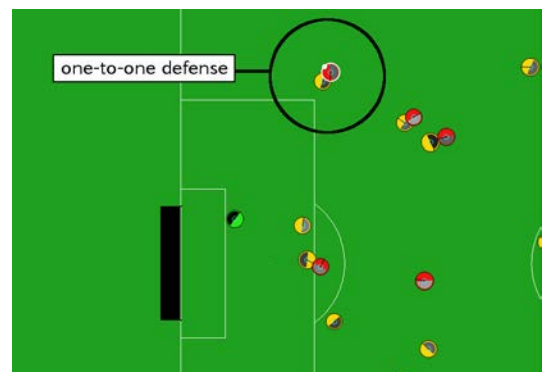


図 3: One-to-One Defense

には注意をはらう必要がある．通常，1対1の守備を行っている場合は，パスルートは制限され，敵プレイヤーにとって前方向へのパスは難しいものとなる．しかし，敵プレイヤーはドリブルで守備を行っているプレイヤーを引き離すことで，パスルートを作りパスを行うことができる．そのため，敵のパスを防ぐという観点から見ても，敵のドリブルを防ぐことは重要になる．

守備における様々な状況における対処は，開発者が手作業による調整を繰り返すことで実装の完成度を上げているのが実情である．また，敵位置予測も速度や体の向きから計算を行っている．そのため，1対1の守備が適切に行えていない可能性があり，世界大会においても1対1の守備が失敗する場面が見られた．そこで，SIRMs ファジィモデルによって敵位置予測を行うことで，1対1の守備性能を向上させる．

4 提案手法

4.1 SIRMs ファジィモデル

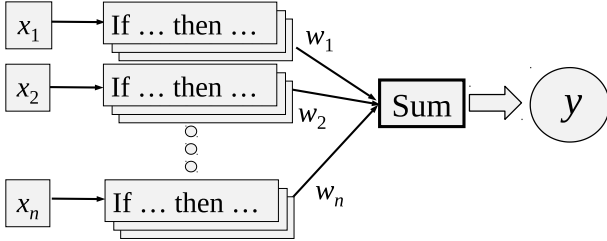


図 4: Overview of an SIRMs fuzzy model

ファジィモデルの一つとして単一入力ルール群 (Single Input Rule Modules : SIRMs) ファジィモデル [3] がある．SIRMs ファジィモデルの概形を Figure 4 に示す．各入力項目に対してルール群が一つ用意される．ルール群に含まれるファジィIf-Then ルールには対応する入力項目だけが前件部変数に含まれる．各ルール群には重視度と呼ばれる実数重みが割り当てられている．ルール群のファジィ推論結果の重視度付き総和を最終出力とする．SIRMs ファジィモデルは入力項目数が多い場合に，従来のファジィ推論モデルよりも大幅にファジィルール数とパラメータ数を削減することが可能であり，様々な制御問題へ応用されている．Figure 4 において， $x_i (i = 1, \dots, n)$ は i 番目の入力項目に対応する前件部変数， $y_i (i = 1, \dots, n)$ はそのルール群の推論結果である． $h_j^i (i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m_i)$ は i 番目のルール群における j 番目のルールの前件部適合度， $c_j^i (i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m_i)$ は i 番目のルール群における j 番目のルールの後件部の実数出力値を意味する．また， $w_i (i = 1, \dots, n)$ は各入力項目の重視度， y は SIRMs ファジィモデルの最終出力を表す．入力ベクトル (x_1, \dots, x_n) が与えられたとき， h_j^i, y_i は以下の式で求め

られる．

$$h_j^i = A_j^i(x_i) \quad (1)$$

$$y_i = \frac{\sum_{j=1}^{m_i} h_j^i \cdot c_j^i}{\sum_{j=1}^{m_i} h_j^i} \quad (2)$$

$A_j^i (i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m_i)$ は i 番目のルール群における j 番目のルールの前件部変数 x_i のメンバシップ関数であり，以下の式のガウス関数とする．

$$A_j^i = \exp\left(-\frac{(x_i - a_j^i)^2}{b_j^i}\right) \quad (3)$$

ここで， a_j^i, b_j^i は A_j^i のガウス関数の形状を決めるパラメータである．最終出力 y は以下の式のようにルール群の推論結果の重視度付き総和として求められる．

$$y = \sum_{i=1}^n w_i \cdot y_i \quad (4)$$

本論文では，SIRMs ファジィモデルのパラメータの学習に最急降下法を用いる．最急降下法は，評価関数の勾配情報を利用して評価値が最小となるようにモデルパラメータを修正する手法である．SIRMs ファジィモデルで学習するパラメータは，前件部変数のメンバシップ関数のパラメータ a_j^i, b_j^i ，後件部の実数出力値 y_i ，および入力項目の重視度 w_i である．入力パターン (x_1, \dots, x_n) に対して，理想の出力が y^T ，SIRMs ファジィモデルからの出力が y^0 であったとする．SIRMs ファジィモデルの性能評価関数 E を以下の式で表す．

$$E = \frac{1}{2}(y^T - y^0)^2 \quad (5)$$

式 (5) より，重視度 w_i ，後件部の実数出力値 c_j^i ，前件部変数のメンバシップ関数のパラメータ a_j^i と b_j^i の修正量は， t を現在の学習回数， $\alpha, \beta, \gamma, \eta$ を学習係数とすると以下の式で求められる．

$$\Delta w_i(t+1) = \alpha \cdot (y^T - y^0) \cdot y_i(t) \quad (6)$$

$$\Delta c_j^i(t+1) = \beta \cdot w_i(t) \cdot (y^T - y^0) \cdot \frac{h_j^i(t)}{\sum_{j=1}^{m_i} h_j^i(t)} \quad (7)$$

$$\Delta a_j^i(t+1) = \gamma \cdot w_i(t) \cdot (y^T - y^0) \cdot (c_j^i(t) - y_i(t)) \cdot \frac{h_j^i(t)}{\sum_{j=1}^{m_i} h_j^i(t)} \cdot \frac{2 \cdot (x_i - a_j^i(t))}{b_j^i(t)} \quad (8)$$

$$\Delta b_j^i(t+1) = \eta \cdot w_i(t) \cdot (y^T - y^0) \cdot (c_j^i(t) - y_i(t)) \cdot \frac{h_j^i(t)}{\sum_{j=1}^{m_i} h_j^i(t)} \cdot \left(\frac{x_i - a_j^i(t)}{b_j^i(t)} \right)^2 \quad (9)$$

4.2 位置予測手法

SIRMs ファジィモデルは 1 出力であるのに対し、プレイヤーの位置は x 座標と y 座標の 2 次元で表現される。そのため、SIRMs ファジィモデルを 2 つ用意し、それぞれに x 座標と y 座標の値を学習させる。入力項目は以下の 16 項目とした。

- ボールの位置 (x_b, y_b) と速度 (v_{bx}, v_{by})
- 味方プレイヤーの位置 (x_p, y_p) と速度 (v_{px}, v_{py})
- 敵プレイヤーの位置 (x_o, y_o) と速度 (v_{ox}, v_{oy})
- 敵プレイヤーに 2 番目に近い味方プレイヤーの位置 (x_s, y_s) と速度 (v_{sx}, v_{sy})

各入力データは正規化された後に SIRMs ファジィモデルに入力される。位置の x 座標は次のように正規化される。ここで $PitchWidth$ は 115 である。これはフィールドの縦の幅 105m に、10m の余裕をもたせたものである。

$$x_{input} = \max\left\{\frac{x}{PitchWidth} + 0.5, 1.0\right\} \quad (10)$$

$$input = \{b, p, o, s\} \quad (11)$$

位置の y 座標は次のように正規化される。ここで、 $PitchLength$ は 78 である。これはフィールドの横の幅 68m に 10m の余裕をもたせたものである。

$$y_{input} = \max\left\{\frac{y}{PitchLength} + 0.5, 1.0\right\} \quad (12)$$

$$input = \{b, p, o, s\} \quad (13)$$

速度は、 x 成分と y 成分ともに次のように正規化される。実験中に速度の x 成分、 y 成分が 3 を超えたことはなかったが、余裕を持たせるため速度が 4 を超えることはないと仮定し、各成分について以下の正規化を行う。

$$v_{input} = \max\left\{\frac{v}{4} + 0.5, 1.0\right\} \quad (14)$$

$$input = \{bx, by, px, py, ox, oy, sx, sy\} \quad (15)$$

各入力項目に 5 個のガウス型メンバシップ関数を用意し、初期のガウス型メンバシップ関数を隣同士がグレード 0.50 で交差するように式 (3) の b_j^i の初期値を設定する。また、後件部実数値の初期値をすべて 0.00 とする。各入力項目の重視度の初期値を 0.25 に設定する。

5 数値実験

数値実験では、試合ログから敵位置の学習を行い、教師信号による予測精度の検証を行う。さらに、提案手法を組み込んだチームで試合を行い、1 対 1 の守備における性能調査を行う。

5.1 敵位置予測の検証

まず、SIRMs ファジィモデルによる敵位置予測の検証を行う。HELIOS2015 と WrightEagle15 の 100 試合を学習用データ収集の対象とした。HELIOS2015 は本研究室と福岡大学が共同開発しているチームである。WrightEagle15 は世界大会である RoboCup2015 の優勝チームである。試合後、生成されたログファイルから学習に必要なデータを抽出し、SIRMs ファジィモデルを用い学習を行った。以下の条件を満たした状況を 1 対 1 の守備と定義し、学習対象とした。

- 味方プレイヤーの半径 5 メートル以内に敵プレイヤーが一人だけいる
- 直前にボールをキックしたプレイヤーが対象の敵プレイヤーである
- ボールが対象の敵プレイヤーの半径 5 メートル以内に存在している
- 対象の味方プレイヤーが対象の敵プレイヤーに 1 番近いプレイヤーである

教師信号は 1, 2, 3, 5 サイクル後の敵の位置とした。学習後、HELIOS2015 と WrightEagle15 の学習時に用いたものとは異なる 100 試合をテストデータとして用い、予測精度について検証を行った。Table 1 に予測サイクル数での平均誤差を示す。

表 1: Average error for each prediction cycle

Prediction cycle	1	2	3	5
Average error (m)	0.6165	1.3105	2.4487	4.6011

Table 1 より、予測サイクル数が大きくなるに従い、平均誤差も大きくなることわかる。予測サイクル数が大きくなるほど敵の到達可能な範囲が大きくなるため、予測が難しくなり、誤差が大きくなったと考えられる。また、1, 2 サイクル後の平均予測誤差では約 0.7 メートルほどの差であるのに対し、2, 3 サイクル後の平均予測誤差では約 1.1 メートル以上の差があることがわかる。予測サイクル数が小さければ、敵の速度などから予測が容易なのに対し、予測サイクル数が大きいと敵がどのように行動するかによって状況が変化することが起きやすいため、予測が難しくなり、誤差が大きく増加したと考えられる。

表 2: Defense performance

	Conventional	Prediction cycle			
		1	2	3	5
pass	4899	4358	4201	4482	4257
advance with pass	298	217	190	289	219
advance with dribble	219	242	193	298	285
opponent's setplay	61	53	33	26	48
our setplay	5	7	5	5	2
our kick	24	23	32	11	25

5.2 提案手法を用いた守備の性能調査

次に，提案手法を HELIOS2015 に組み込んだ場合の守備の性能調査を行う．提案手法を組み込む前の HELIOS2015 では手作業による調整で 1 対 1 の守備を行っており，敵位置予測は敵プレイヤーの体の向きや速度から計算し，繰り返し調整することで行っている．本実験ではこの敵位置予測を SIRM_s ファジィモデルによって行い，提案手法なしの場合と守備性能を比較する．また，提案手法はポジションがサイドバックのプレイヤーにのみ実装した．実装するプレイヤーにサイドバックを選んだ理由は，他のポジションよりも，サイドバックが多く 1 対 1 の守備の機会があったことによる．HELIOS2015 におけるサイドバックのポジションを Figure 5 に示す．

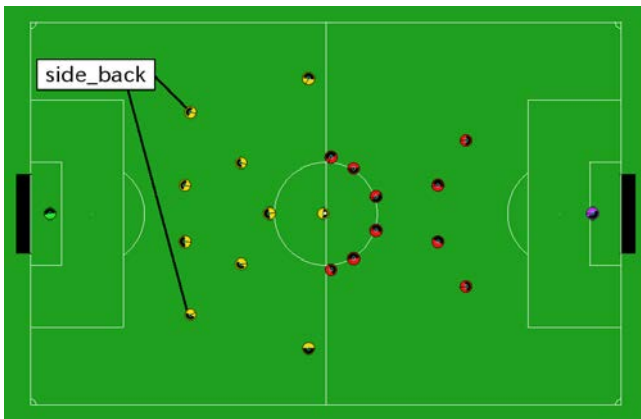


図 5: Side back

守備性能の評価項目を以下の 6 項目とし，1 対 1 の守備においてどのような結果になったかを評価する．

パス (pass)

敵がパスを行った回数

パスによる前進 (advance with pass)

パスによってボールが x 軸方向に 5m 以上自陣側に前進した回数

ドリブルによる前進 (advance with dribble)

ドリブルによってボールが x 軸方向に 10m 以上自陣側に前進した回数

敵のセットプレイ (opponent's setplay)

敵によるセットプレイになった回数

味方のセットプレイ (our setplay)

味方によるセットプレイになった回数

味方のキック成功 (our kick)

味方プレイヤーがボールをキックした回数

「パスによる前進」「ドリブルによる前進」「敵のセットプレイ」は敵にとって良い結果となるため，増加すると 1 対 1 の守備が悪くなったと考えられる．「味方のセットプレイ」「味方のキック成功」は味方にとって良い結果となるため，増加すると 1 対 1 の守備が良くなったと考えられる．

提案手法を用いていないチームと，1, 2, 3, 5 サイクル後の敵位置を予測する SIRM_s を組み込んだ 4 チームの計 5 チームを用意し，WrightEagle15 と 100 回試合を行った．Table 2 に結果を示す．1 サイクル後の敵位置予測を用いた場合は，パスによる前進が減少したが，ドリブルによる前進が増加してしまった．これは 1 サイクル後の敵位置予測は，従来の体の向きや速度から計算することが比較的容易であるためだと考えられる．例えば，敵が急にドリブル方向を変更した場合，提案手法では予測精度が低いことがあったが，従来手法だと敵の体の向きを考慮するため，1 サイクル後であればある程度の予測が可能である．よって，従来手法に比べて予測精度が悪くなったと考えられる．2 サイクル後の敵位置予測を用いた場合は，敵のパスによる前進とセットプレイが減少し，味方がキックをした回数が増加しており，最も良い結果となった．3 サイクル後の敵位置予測を用いた場合は，パスとドリブルによる前進が増加しており，味方のキック成功数も減少し，最も悪い結果となった．これは予測精度が悪くなったためだと考えられる．5 サイクル後も同様に予測精度が悪いため，ドリブルによる前進が増加しているが，パスによる前進は減少している．これは敵にドリブルによって前進されつつも，敵をマークする動きが多かったためと考えられる．以上のように，提案手法は予測するサイクル数によって，1 対 1 の守備性能を向上させることができる．

6 おわりに

本論文では, SIRM_s ファジィモデルにより 1 対 1 の守備における敵位置予測を行い, 予測結果の検証を行った. また, SIRM_s ファジィモデルを実際にチームに組み込み, 1 対 1 の守備性能について評価を行い, 提案手法によって 1 対 1 の守備性能が向上したことを示した. 今後の課題としては, より正確な予測を行うことや, 他のチームにも対応できる位置予測を行うことなどが挙げられる.

参考文献

- [1] Hiroaki Kitano, Minoru Asada, Yasuo Kuniyoshi, Itsuki Noda, Eiichi Osawa and Hitoshi Matsubara, “RoboCup: A Challenge Problem for AI,” *AI Magazine*, Vol.18, No.1, pp.73-85, 1997.
- [2] Thomas Gabel, Martin Riedmiller and Florian Trost, “A Case Study on Improving Defense Behavior in Soccer Simulation 2D: The NeuroHassle Approach,” *RoboCup2008: Robot Soccer World Cup XII*, pp.61-72, 2008.
- [3] 湯場崎 直義, 易建 強, 廣田 薫, “複数入力ファジィ制御のための単一入力ルール群結合型ファジィ推論モデルの提案,” Vol.18, No.5, pp.669-709, 1997.
- [4] 秋山 英久, RoboCup サッカーシミュレーション 2D 必勝ガイド, 秀和システム, 2006.