

RoboCup SSL における有効なディフェンスポジションの研究

出川昇平¹ 橋本剛¹ 別府俊幸¹ 黒崎悠輝¹

概要: ロボカップサッカー小型ロボットリーグ (SSL) では, AI が指示を出し, 車輪で走行するロボットを動かしてサッカーを行う. ディフェンスにおいてマーク相手の選択やシュートブロックやパスカットといった行動の選択に関する研究はあるが, 相手オフェンスロボットを先回りするディフェンスポジションの決定についての研究は少ない. 相手ロボットを先回りするディフェンスを成功させるためには, 相手ロボットの行動を推定して動きを決める必要がある. 本研究では, 相手ロボットの移動推定を用いることで有効なディフェンスポジションを求める手法を提案する. シミュレータ上での仮想オフェンス AI との対戦により, 提案手法と既存手法のディフェンスロボットシュートブロック率を比較した結果, シュートブロック率は約 20% 向上し, 相手ロボットの動きを先回りできた.

キーワード: ロボカップ小型車輪型リーグ, 評価値, Artificial Intelligence, アルゴリズム

Defence Positioning Algorithms in RoboCup Small Size League

SHOHEI DEGAWA^{†1} TSUYOSHI HASHIMOTO^{†1}
TOSHIYUKI BEPPU^{†1} YUKI KUROSAKI^{†1}

Abstract: In the RoboCup Soccer Small Robot League (SSL), soccer is played by wheeled robots that are directed by an AI. Although there is some research on the selection of markers and actions such as shot blocking and pass cutting in defense, there is little research on determining the defensive position ahead of the opponent offensive robot. However, there is little research on determining the defensive position to anticipate the opponent robot. This paper proposed a method to find an effective defensive position by using the movement estimation of the opponent robot. We compared the shot blocking rate of the proposed method with that of the existing method by playing against a virtual offensive AI on a simulator, and found that the shot blocking rate was improved by about 20%, and the robot was able to anticipate the movements of the opponent robot.

Keywords: RoboCup Small Size League, Evaluation value, Artificial Intelligence, Algorithms

1. はじめに

ロボカップサッカー小型ロボットリーグ (SSL) では, 競技フィールド上部に取り付けられたカメラから得られる情報を元に AI が指示を出し, 車輪で走行するロボットを動かしてサッカーを行う. SSL のロボットは高速で動くため, フィールドの状況は刻々と変化する. また, 2018 年の世界大会からは競技フィールドサイズが 9×6 m から 12×9 m に変更された部門が追加され, 主流となった. 2018 年世界大会 3 位のドイツのチーム TIGERs Mannheim では, シュート成功期待値とパス成功期待値を用いてパスを受け取りやすく, シュートを決めやすいロボットの移動位置を決めている[1][2]. オフェンスは広くフィールドを使いながら, パスを受け取りやすくシュートを決めやすい位置へ高速で移動するようになり, 強力になっている. 多くのチームはディフェンスロボットを現在のオフェンスロボットの位置とゴールの間, または現在のボールの位置とゴールの間に移動させ, シュートコースを塞いでゴールを守るが, フィールドサイズの拡大により相手ロボットやボールに追従できず, ゴールを決められることが増えた. これは, 移動距離の増加やそれに伴う移動速度の上昇, ディフェンス

の空きスペースが増えることが原因と考えられる. 相手ロボットを追従するディフェンスを成功させるためには, 相手ロボットの行動を予測して動きを決める必要がある. TIGERs Mannheim のような期待値を用いてその位置を推定できれば, 予めディフェンスロボットを移動させるディフェンスポジションの決定が可能になると考えられる. そこで, 相手ロボットの移動位置推定を用いたディフェンスポジション決定を取り入れたディフェンス AI を実装し, シミュレーションを行い松江高専チーム MCT Susano Logics のディフェンス AI と比較してシュートブロック成功回数の増加を確認する.

2 章では RoboCup SSL について述べる. 3 章では RoboCup SSL のディフェンスについて述べる. 4 章では設計方針を述べる. 5 章では, 提案手法である相手ロボットの移動位置推定を用いたディフェンスポジション決定を説明する. 6 章ではシミュレーション方法を説明する. 7 章ではシミュレーション結果について述べる. 8 章では考察を行う. 9 章ではまとめを述べる.

2. RoboCup SSL

SSL は, 自立移動型ロボットを用いたサッカーの競技会である. 競技フィールド上部に取り付けられたカメラから得られる画像を SSL-Vision がロボットの位置, 角度, チー

¹ 松江工業高等専門学校
National Institute of Technology, Matsue College

ム, ID, ボールの位置といった情報に変換する. その情報をもとに Game Controller が審判の指示を出す. SSL-Vision と Game Controller の情報をもとに各チームの AI が指示を出し, 車輪で走行するロボットでサッカーを行う (図 1).

ロボットは直径最大 180 mm, 高さ最大 150 mm で, 最高速度 3 m/s で移動し, ボールを最大 6.5 m/s の速さで蹴ることができる. 2017 年までは試合時間が前半 10 分, 後半 10 分でフィールドサイズが 9 × 6 m, ロボットは 6 台だったが, 2018 年からは試合時間が前半 5 分, 後半 5 分になり, 新しくフィールドサイズが 12 × 9 m, ロボットが 8 台のルールで行う部門が追加された.

ルールはほとんどがサッカーと同じだが, ボールと接触したまま 1 m 以上の移動禁止やディフェンスエリアと呼ばれるゴール周辺エリアでのボールやロボットとの接触禁止など, 特有のルールも存在する.

フィールドサイズが大きくなり, オフェンスは広くフィールドを使いながら, パスを受け取りやすくシュートを決めやすい位置へ高速で移動するようになり, 強力になっている. 一方でディフェンスは, 移動距離の増加やそれに伴い相手オフェンスロボットの移動が最高速度に到達しやすくなる, ディフェンスの空きスペースが増えるといった問題が発生する. これにより, シュートコースやパスコース上にロボットを移動させ, 相手オフェンスロボットを追従し続けることが難しくなった.

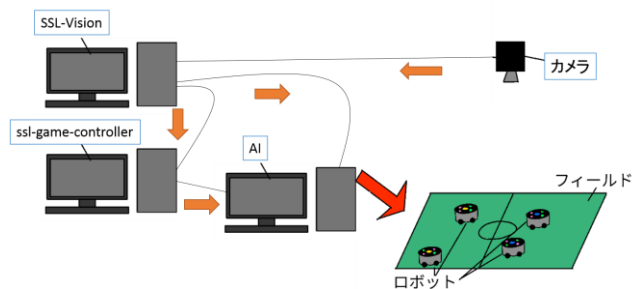


図 1 RoboCup SSL のシステム
 Figure 1 System of RoboCup SSL

3. RoboCup SSL のディフェンス

ロボカップのディフェンス手法についての研究はイランのチームである MRL[3]や TIGERs Mannheim が行っているが, ディフェンスを行うロボットの選択やマークする相手の決定, シュートブロックやパスカットといったディフェンス行動の選択といったものがほとんどで, 最終的なポジションの決定についての研究は少ない. 例として TIGERs Mannheim では, 相手オフェンスロボットをグループ化することでディフェンスロボットの無駄な配置を減らし, 効果的なディフェンスをする手法を取り入れている[1]. 例えば, シュートするオフェンスロボットからディフェンスロボットを遠ざけるために集団でシュートコースから離れる

行動をするオフェンスを相手にした時, その集団を 1 つのグループとすることで 1 台のディフェンスロボットで対応し, 本命のパス受け取り相手をマークするディフェンスロボットを残すことができる (図 2). ポジション決定方法は, オフェンスロボットの現在位置からゴール中央に打たれるシュートコースを塞ぐように位置し, シュートコースの線上で位置を調整する. 複数のオフェンスロボットが存在するグループをマークするディフェンスロボットは, 異なるシュートコース上に切り替えやすくするためにディフェンスエリアに近づく. 1 台のオフェンスロボットをマークするディフェンスロボットは相手のパスを奪うためにオフェンスロボットの近くまで移動する.

相手オフェンスロボットの現在位置から打たれるシュートコースを塞ぐだけでは, 大きく動く相手の移動を追従し続けることが難しい. 実際, TIGERs Mannheim は 2018 年世界大会 1 位のチーム ZJUNict と対戦した時は 1 試合で 5 失点している.

相手オフェンスロボットを追従し続けるには, 相手オフェンスロボットの移動を考慮したディフェンスポジション決定をする必要がある.

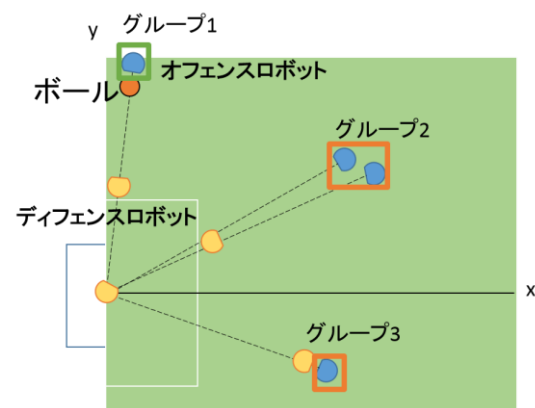


図 2 グループ化するディフェンス
 Figure 2 Grouping Defenses

4. 設計方針

相手オフェンスロボットの移動を確認してから味方ディフェンスロボットを移動させては相手オフェンスロボットを追従し続けることができず, 移動中にシュート打たれたときにゴールを守ることができない. 相手オフェンスロボットを追従し続けるディフェンスポジション決定をするには, 相手オフェンスロボットの移動を考慮する必要がある. そこで, 先回りしてシュートコースを塞ぐディフェンスポジション決定をすることで, 常にシュートコースを塞ぐことができると考えられる. 先回りをするためには, 相手オフェンスロボットの移動位置を推定する必要がある. 相手オフェンスロボットにとってシュートを決めやすく, パスを受け取りやすい位置を評価することで推定する (図 3).

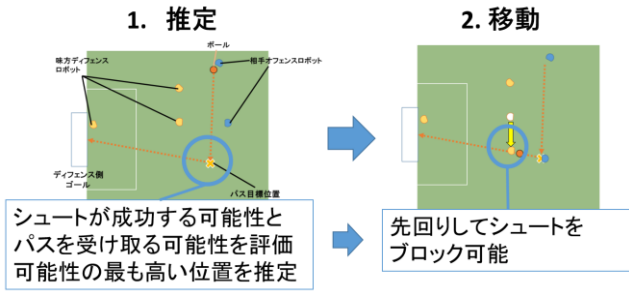


図 3 設計方針の例

Figure 3 Examples of design policies

5. 推定を用いたディフェンスポジション決定

TIGERs Mannheim がオフェンスに用いるシュート成功期待値とパス成功期待値を参考にしてマークする相手オフェンスロボットの移動位置を推定し、オフェンスを先回りするディフェンスポジション決定を実現する (図 4).

相手オフェンスロボットが移動すると推定した位置から打たれるシュートを防ぐ位置にディフェンスロボットを移動させる. そのために, 相手オフェンスロボットはシュートをしやすく, かつパスを受け取りやすい位置に移動すると仮定して移動推定位置とする.

相手オフェンスにとってシュートをしやすく, かつパスを受け取りやすい位置の推定のための評価値として, シュート成功の可能性を評価するシュート評価値とパス成功の可能性を評価するパス評価値を用いる.

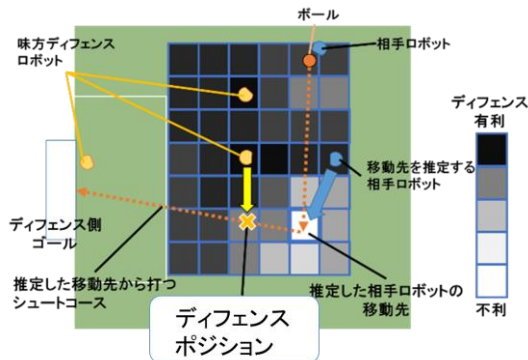


図 4 相手ロボットを先回りするディフェンスポジション

Figure 4 Defensive position for allied defensive robots to move ahead of the opponent

5.1 相手オフェンスロボットの移動位置推定

相手オフェンスロボットが移動する可能性が高い, シュートをしやすく, かつパスを受け取りやすい位置を推定する.

フィールドを 1 辺 600 mm の正方形のマスに区切り, 各マスで式 (1) を用いてシュート成功評価値 Ev_s とパス受け取り成功評価値 Ev_p からオフェンス評価値 Ev を求める. 相手ロボットの現在位置から任意の時間で移動可能なマスの

中で, シュートをしやすく, かつパスを受け取りやすいマスを相手ロボットの移動位置と推定する (図 5). つまり, Ev が最も高いマスを相手ロボットの移動位置と推定する. オフェンス評価値 Ev は Ev_s と Ev_p それぞれに任意のシュート重み係数 k_s , パス重み係数 k_p を乗算した後に加算した値とする. k_s , k_p の決定は, それぞれ 0.5 を基準とし, 相手のパス頻度が少なければ合計が 1 となるように k_s を増やして k_p を減らし, 相手のパス頻度が多ければ合計が 1 となるように k_s を減らして k_p を増やす.

$$Ev = k_s \cdot Ev_s + k_p \cdot Ev_p \quad (1)$$

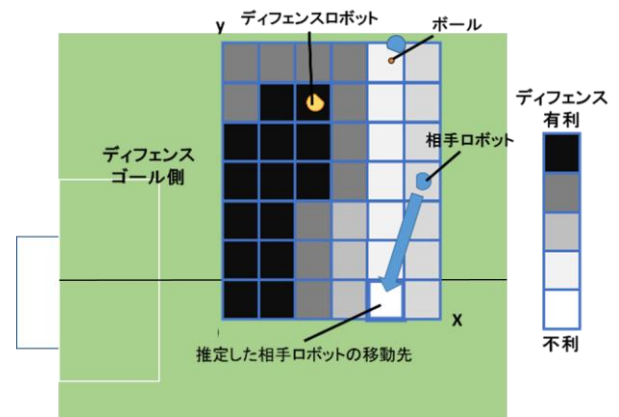


図 5 マス毎の評価値から相手移動位置を推定する例

Figure 5 Example of estimating the destination of a partner based on the evaluation value obtained for each cell

5.1.1 シュート評価値

相手オフェンスは, シュートをディフェンスロボットに邪魔されない位置から打つ方が有利である. そこで, シュート評価値 Ev_s は, 式 (2), 式 (3) を用いて評価する任意の位置 pos_{Ev} から視認できるゴール幅 $width_g$ と障害が無い場合に視認できる最大ゴール幅 $width_{gmax}$ の比率, pos_{Ev} からゴールまでの距離 l から求める (図 6). Ev_s は正規化し, 0 ~ 1 となるようにする.

$$rel(x, min, max) = \begin{cases} 1 & (x \geq max) \\ \frac{x-min}{max-min} & (min < x < max) \\ 0 & (x \leq min) \end{cases} \quad (2)$$

$$Ev_s = (1 - rel(l, 0, l_{max})) \times rel(width_g, 0, width_{gmax}) \quad (3)$$

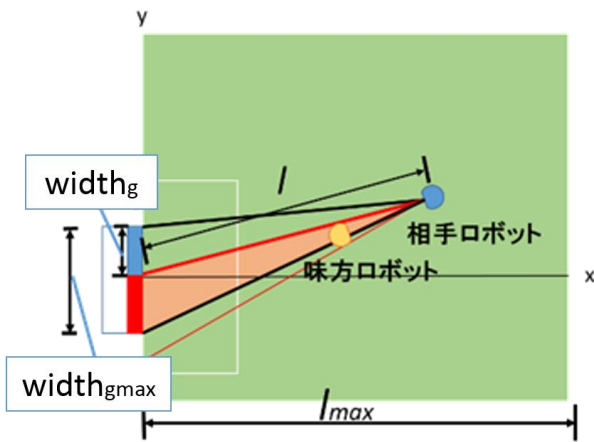


図 6 シュート評価値の例

Figure 6 Example of shoot evaluation value

5.1.2 パス評価値

オフenseはシュート評価の高い位置にシュートを打つために移動するか、パスをすることを考えられる。パスは、現在のボール位置から評価する任意の位置 pos_{Ev} へパスをした場合にディフェンスロボットがパスコースを塞げない可能性で評価する。パス評価値 Ev_p はパスコースにディフェンスロボットが最短で到達できる位置を位置 $P_{pass-defence}$ とし、式(4)を用いてボールが $P_{pass-defence}$ に到達するまでの時間 t_{ball} とディフェンスロボットが $P_{pass-defence}$ に到達するまでの時間 t_{robot} の比率から求める(図7)。また、 pos_{Ev} に先にたどり着くロボットがオフenseロボットであればパスが成功する可能性が高くなる。 Ev_p は正規化し 0~1 となるようにする。

$$Ev_p = \text{rel}(t_{robot}, t_{ball}) \quad (4)$$

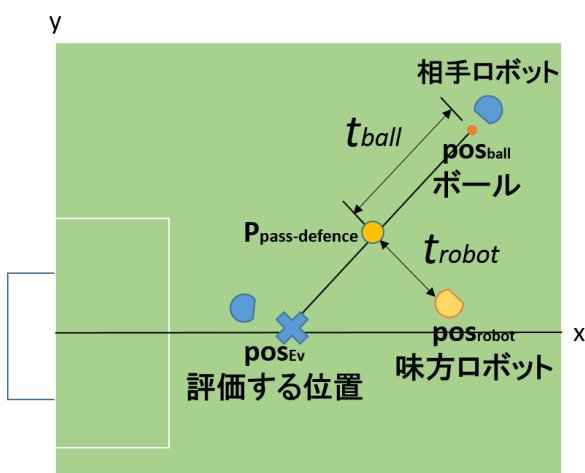


図 7 パス評価の例

Figure 7 Example of pass evaluation value

5.2 ディフェンスポジション決定

味方ロボットは予め定めた特定の相手ロボットをマー

クする。マークする相手オフenseロボットとボールとの距離が 1 m 以下の場合、すぐにシュートを打たれる可能性が高いため、マークする相手ロボットから打たれるシュートコースを塞ぐ(図8)。マークする相手ロボットの現在位置とディフェンス側ゴールの中心を結ぶ線の上に移動する。その後、マークする相手ロボットから L mm まで近づいてシュートコースを塞ぐことでゴールを守る。座標 (x_{oppo}, y_{oppo}) に位置するマークする相手ロボットのシュートコースを塞ぐために移動する座標 (x_{ally}, y_{ally}) は式(5)、式(6)、式(7)から求める。式(5)の k は距離調整用の係数であり、0 ~ 1 で設定する。 k を小さくするほど、相手がゴールに近いときの相手との距離が小さくなる。 $distance$ は相手ロボットと味方ロボットの間の距離の最小値を設定する。

$$L = k \cdot x_{oppo1} + distance \quad (5)$$

$$x_{ally1} = x_{oppo1} - L \times \cos(\theta_{oppo1}) \quad (6)$$

$$y_{ally1} = y_{oppo1} - L \times \sin(\theta_{oppo1}) \quad (7)$$

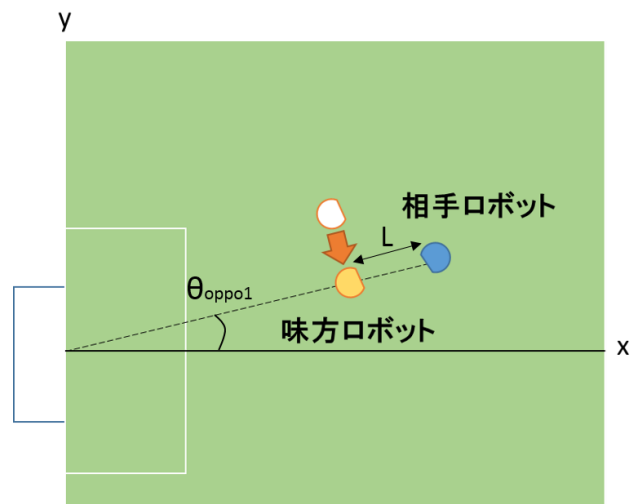


図 8 シュートコースを塞ぐディフェンスポジション決定

Figure 8 Determine the defensive position to block the shooting course

マークする相手ロボットとボールとの距離が 1 m を超える場合、パスを受け取る可能性が高いため、推定した移動位置からのシュートコースを塞ぐ位置へ移動する。

しかし、初めから推定した移動位置から打たれるシュートコースを塞ぐと、推定した移動位置が大きく変わることや、相手オフenseロボットが実際に移動した位置が推定した移動位置と違った場合、失点の可能性が高くなる。そこで、式(8)、式(9)を用いて現在のマークする相手オフenseロボット位置から打たれるシュートを防ぐ位置と、相手オフenseロボットの推定した移動位置からのシュートを防ぐ位置との中点へ移動する(図9)。

$$x_{ally2} = \frac{x_{ally1} + (x_{oppo2} - L \times \cos(\theta_{oppo2}))}{2} \quad (8)$$

$$y_{ally2} = \frac{y_{ally1} + (y_{oppo2} - L \times \sin(\theta_{oppo2}))}{2} \quad (9)$$

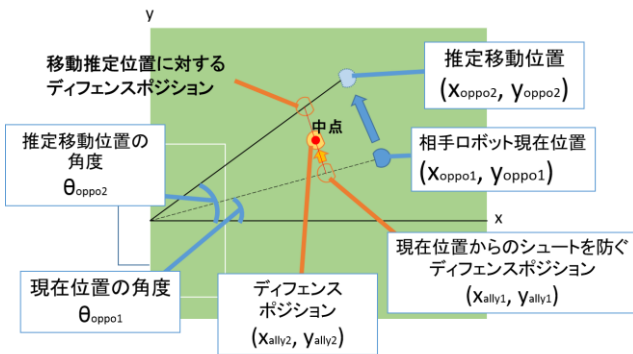


図 9 相手ロボット移動位置推定を用いたディフェンスポジション決定

Figure 9 Determination of defensive positions using destination estimation of opponent robots

6. シミュレーション

SSL 用のシミュレータ grSim を用いて、仮想オフense AI と 8 台対 8 台で 30 秒程度の対戦をし、相手ロボットの推定を用いたディフェンスポジション決定を取り入れたディフェンス AI と MCT Susano Logics のディフェンス AI の対戦結果を比較してシュートブロック回数が増えたか確認する。仮想オフense AI は、ディフェンスロボットを避けてパスとシュートをする。具体的には、フィールドを 1 辺 1500mm の正方形で区切り、ボールの存在するエリアを中心とした 8 近傍のエリアで最もディフェンスが少なく、ゴールに近いエリアの中心にパスを行い、ボールがゴールから 3000mm 以内の距離のときに、シュートをする (図 10)。

シミュレーションは、フィールドにロボットとボールを配置し、仮想オフense AI と 30 秒間対戦を行う (図 11)。フィールドサイズは 9 × 12 m, 最大ゴール幅は 1.2 m, ディフェンスエリアは 1.2 × 2.4 m である。

相手ロボットの推定を用いたディフェンスポジション決定を取り入れたディフェンス AI (新型) と、従来のマークする相手オフenseロボットの現在位置とゴールの中心を結ぶ線上に移動してシュートコースを塞ぐディフェンス AI (従来型) をそれぞれ 10 回オフense AI と対戦させる。

さらに、相手オフenseのシュート機会を減らすために新型にシュートコースを塞いだ後、ボールを奪いに行く行動を追加したディフェンス AI (新型+行動追加) と仮想オフense AI を 10 回対戦させ、シュート機会を減らすことができるか比較する (図 12)。

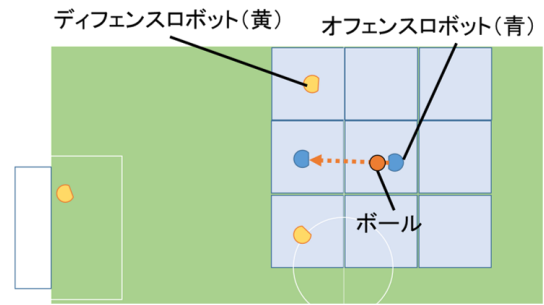


図 10 仮想オフense AI の例
 Figure 10 Example of virtual offense AI

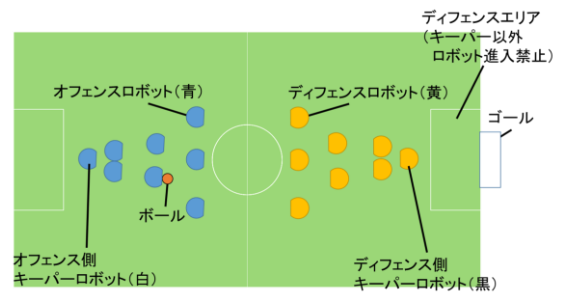


図 11 シミュレーション開始時の状況
 Figure 11 Situation at the beginning of the simulation

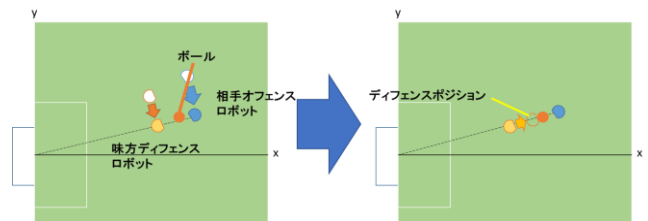


図 12 新型+追加行動で行うボールを奪う動作
 Figure 12 New type + ball-taking action performed with additional actions

7. シミュレーション結果

仮想オフense AI と 10 回対戦を行った結果を表 1 に示す。また、図 13 に新型のシミュレーションの様子を示す。新型は従来型と比べてディフェンスロボットのシュートブロック率が約 20% 向上した。また、ゴール数が 0 となった。しかし、ブロックしたボールを相手オフenseに再びシュートされたため、シュートされた回数が増えた。

新型にボールを奪う行動を追加した場合、シュートされた回数が 0 回となった。



図 13 新型ディフェンス AI (黄) のシミュレーション
 Figure 13 Simulation of the new defensive AI (yellow)

表 1 10回のシミュレーション結果

		従来型	新型	行動追加	
パス	パスされた回数	42	40	24	
	内訳	パスカット成功	5	2	7
		パスカット失敗	37	38	17
		パスカット率	11.9	5.0	29.2
シュート	シュートされた数	11	15	0	
	内訳	ブロック(ディフェンス)	3	7	0
		ブロック(キーパー)	5	7	0
		ゴール	2	0	0
		シュートミス	1	0	0
ディフェンスブロック率	27.3	46.7	-		

8. 考察

従来型と比べて新型のディフェンスロボットのブロック率が約20%向上したこと、オフENSEスのゴール回数が0であったことから、相手の移動位置を推定することで先回りをする事ができたといえる。よって、この手法はSSLにおいて有効であると考えられる。また、シュートコースを塞ぐ位置へ移動した後、ボールを奪う行動を追加した場合にシュート回数が0になったことから、先回りをする事ができていたため、パスを受け取った相手がパスやシュートを蹴るより早くボール位置へ移動できていたと考えられる。

9. まとめ

本研究では、AIで動くロボットで行うサッカー競技であるSSLにおける有効なディフェンスポジションの決定方法の研究を行った。相手オフENSEスロボットから遅れることなく追従し続けることが可能なディフェンスを実現するために、TIGERs MannheimのオフENSEスに用いられるシュート成功期待値、パス成功期待値を参考に評価値から相手オフENSEスロボットの移動位置を推定して先回りするディフェンスポジションの決定を用いるディフェンスAIを実装

した。シミュレーションで仮想オフENSEスAIと対戦し、従来のMCT Susano LogicsのディフェンスAIとディフェンスロボットのシュートブロック率を比較すると、約20%シュートブロック率が向上した。また、ボールを奪う行動を追加した場合、仮想オフENSEスAIからはシュートを1回も打たれないことから、相手オフENSEスロボットの移動推定位置をもとに先回りすることで、相手からボールを奪えることが確認できた。

参考文献

- [1] Mark Geiger, Chris Carstensen, Andre Ryll, Nicolai Ommer, Dominik Engelhardt, Felix Bayer. "TIGERs Mannheim Extended Team Description for RoboCup 2017". https://ssl.robocup.org/wp-content/uploads/2019/01/2017_ETDP_TIGERs_Mannheim.pdf, (参照 2021-02-10).
- [2] Nicolai Ommer, Andre Ryll, Mark Geiger. "TIGERs Mannheim Extended Team Description for RoboCup 2019". https://ssl.robocup.org/wp-content/uploads/2019/03/2019_ETDP_ER-Force.pdf, (参照 2021-02-10).
- [3] Amin Ganjali Poudeh, Vahid Khorasani Nejad, Arghavan Dalvand, Ali, Rabbani Doost, Moein Amirian Keivanani, Hamed Shirazi, Saeid, Esmaeelpourfard, Meisam Kassaeian Naeni, and Aras Adhami-Mirhosseini. "MRL Extended Team Description 2018". https://ssl.robocup.org/wp-content/uploads/2019/01/2018_ETDP_MRL.pdf, (参照 2021-02-10).