

バーチャルサッカーで人工プレイヤーと協働する
人間ミッドフィールダーの行動

An analysis on human midfield soccer player's behavior in simulated soccer field

与田慎也¹、西野順二

Shinya YODA, Junji NISHINO

電気通信大学 システム工学科

Dept. of Systems engineering

The University of Electro-Communications

This paper shows an analysis result of human soccer midfield player's adaptation behavior in simulated soccer; RoboCup. We developed an interface system called OZRP system that enabled human pilots to dive into simulated soccer field. To investigate a human adaptation ability, we set several artificial teams, with reduction of player number, such as full(11), 7, and 5. We showed human quick grasp and adaptation abilities for opponent strength.

1 はじめに

本論文は、シミュレーションサッカーにおけるバーチャルな環境下で、ミッドフィールダー (MF) として働く人間プレイヤーの協調的行動について観測、分析し、その行動モデルに関する知見を得ることを目的としている。

これまで、人間フォワードプレイヤー (FW) に着眼し、人間プレイヤーがコンパクトに動き、空いたスペースをカバーする行動を調べた。また、オフサイドラインに関係する各種統計量を求め、人間プレイヤーとプログラムプレイヤーの差異を数値化した [4]。

本研究では、RoboCup サッカーシミュレーションに、人間が参加できるユーザインタフェースシステム OZRP システム [1, 3, 2, 5] を用い人工チームとのシミュレーションサッカーの試合を行ない、その結果をいくつかの指標に基づき分析する。

2 ミッドフィールダーの適応行動の計測

2.1 OZRP システム

OZ-RP システムは、通常はコンピュータプレイヤー同士で行われる RoboCup サッカーシミュレーション

¹与田 慎也 電気通信大学
〒 182-0021 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1
Tel:0424-43-5800, Fax:0424-43-8020
E-mail:yoda@fs.se.uec.ac.jp
本研究の一部は科学研究費補助金、課題番号 14750179 によって行われた。

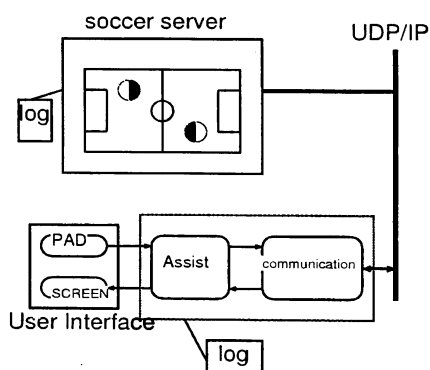


図 1: OZ-RP システムの構成

ンリーグの試合に、人間が参戦するシステムである。

図 1 に、OZ-RP のシステム構成の概念図を示す。OZ-RP システム全体は、通信部、アシスト部、ユーザインタフェース部の 3 つから成り立つ。

本研究ではサッカーサーバに保存される試合のログを用いて分析する。

2.1.1 OZip

OZip (OZ Interactive Player) とは、OZ-RP プロジェクトの一環として、福井大の下羅氏によって開発された、人間が操作可能なサッカープレイヤーを提供するクライアントプログラムである。プログラムソースが GPL で公開されている。エージェント

が可能な動作は、'dash', 'kick', 'turn' などの単純なものに限られる。これらの動作を組み合わせることによって複雑な動作をすることを可能にする。

インターフェイス部は、表示部 (screen) と入力部 (pad) からなる。人間がモニターを見ながら、マウスを用いることによって、エージェントに命令を与えることができる。

2.2 実験の目的

人間プレイヤーをサイド MF に組み入れ、スムーズな攻守の切り替えや、味方ディフェンダー (DF) やフォワード (FW) との連係を通じて、対戦相手の認識とその過程を明らかにする。

人間サイド MF は試合中に相手のサイドプレイヤーの行動に着目すると考えられる。そこで、相手のサイドプレイヤーのエージェントのチームの構成とその強さを変えることによってどのような特徴が見られるかを調べる。ここで相手 FW プレイヤーの構成を変えてしまうと、人間プレイヤーが試合開始時に相手 FW の構成をすぐ把握してしまう。よって相手 FW プレイヤーの構成は変更しなかった。

2.3 実験設定

11 プレイヤ中、サイド MF 2 名 (W, N) を人間パイロットが操作し、残り 9 名を人工プレイヤーが補助して 1 チームとした。試合中のフォーメーションを図 2 に示す。

補助人工プレイヤーには、東京工業大学秋山氏が作成したチーム HELIOS のエージェントを採用した。HELIOS は、チーム内の協調性が優れていることから、本実験で採用した。

対戦相手のエージェントは大阪府立大学有働氏が作成したチーム hana と、オランダ・アムステルダム大学 Jelle Kok 氏等が作成したチーム UvA trilearn(UvA) を使用した。また、対戦相手のサイドプレイヤーの強さを変えることによってどのような特徴が見られるかを調べるため、対戦相手のエージェントの数を 11 人、7 人、5 人の 3 種類用意した。それぞれの試合中のフォーメーションを図 3 に示す。

ここで、被験者があらかじめ対戦相手を知っていると、始めから極端なポジション取りをする可能性がある。対戦相手の特性を認識する過程を見るため

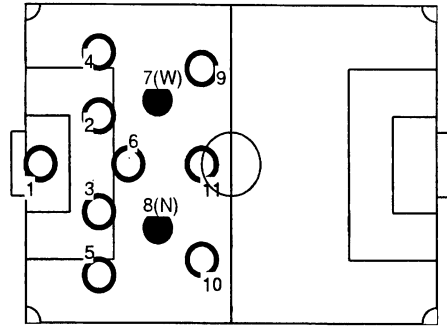


図 2: OZ-RP のフォーメーション

に被験者に実験の目的を詳細を知らせず、ブラインド・テストを行う。

試合中での相手チームの能力認識を行う過程を調べるため、試合の順番はあらかじめランダムに決定する。

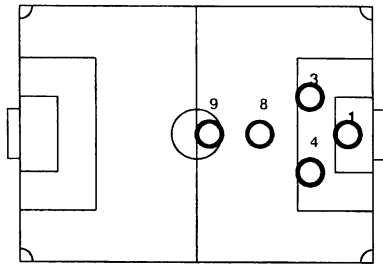
実験試合との比較のため、チーム OZ-RP に対してチーム HELIOS による同一順序の試合を行った。すなわち、OZ-RP の人間プレイヤー以外のプレイヤーに割り当てられている人工プレイヤー HELIOS との比較をすれば、人間 2 名以外の条件をそろえた比較となる。試合の順序と結果を表 1 に示す。

3 人間ミッドフィールダーの行動分析

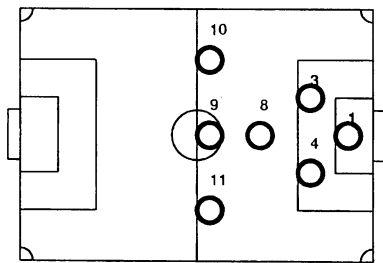
実験した試合結果において、ミッドフィールダーの行動の分析を行った。すなわち、相手チームの把握、行動軌跡による無駄な動きの減少の分析、ボール支配率による人間プレイヤーの相手の強さに対する把握と対応の評価、フォーメーションの時間変化の 4 点である。

3.1 相手チームの把握

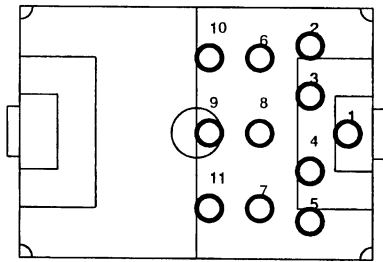
表 1 に示した試合の順番と結果より、試合の経過による人間プレイヤーが相手チームの特性 (強弱) を把握していることが分かる。通算 3 試合目の OZ-RP の相手は UvA5 で弱い相手である。しかし、人間プレイヤーはこの時点では相手の強さが分かっていないため、慎重なプレーを行い、弱い相手にも関わらず 0-0 のスコアとなった。一方、通算 16 試合目



(a) 5 プレイヤ



(b) 7 プレイヤ



(c) 11 プレイヤ (全員)

図 3: プレイヤ数を変更した対戦相手のフォーメーション

では同じ相手に対して 5-0 のスコアとなった。これは相手の強さを把握しているからだと考えられる。固定的な人工プレイヤーである HELIOS は試合を重ねても結果には変化はなかったことから、適応能力は人間プレイヤーに特徴であるといえる。人間プレイヤーが試合を行うことで、相手の強さを把握して、相手に応じた行動を取ることで結果的にスコアがよくなっていると考えられる。

表 1: 分析に用いた試合

順番	対戦チーム	OZ-RP の結果	HELIOS の結果
1	hana11-1	2-0	7-0
2	UvA7-1	2-2	3-1
3	UvA5-1	0-0	6-0
4	UvA11-1	0-6	0-4
5	UvA11-2	0-4	0-5
6	hana5-1	17-0	25-1
7	UvA5-2	1-1	5-0
8	UvA7-2	2-1	2-0
9	hana7-1	8-0	17-0
10	UvA11-3	0-4	0-6
11	UvA7-3	5-1	6-1
12	hana7-2	11-0	24-0
13	hana5-2	15-0	25-1
14	hana11-2	3-0	4-0
15	UvA5-3	5-0	6-0
16	hana5-3	19-0	18-0
17	hana11-3	2-0	5-0
18	hana7-3	11-0	19-0

表 2: 試合毎の人間プレイヤーの標準偏差変化

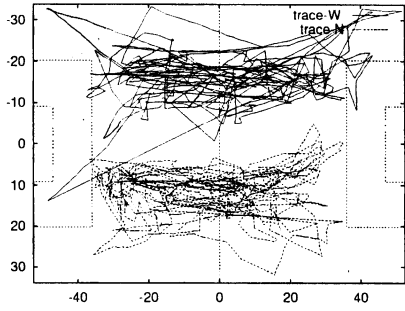
プレイヤー	一試合目	二試合目	三試合目
7-x	21.8	20.7	20.7
7-y	6.1	6.1	5.5
8-x	19.3	17.8	17.3
8-y	5.6	6.0	4.3

3.2 人間プレイヤーの試合中の行動軌跡

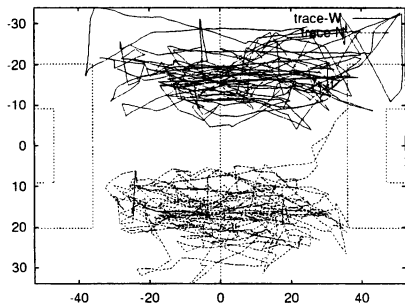
1 試合中の人間プレイヤーの軌跡によって、人間プレイヤーがどのような場所にいたかという傾向を判断することができる。図 4 に hana11 と対戦した各試合における人間プレイヤーのみの軌跡を示した。

OZ-RP は全試合で左から右に攻めている。図 4 について、特に左サイド人間 MF プレイヤに着眼すると、各試合毎に無駄な動きが減少していることが分かる。また試合毎の x, y 方向それぞれの分散を取ることによって、動きの幅を数値化した。表 2 に標準偏差の変化を示す。試合毎で各プレイヤーの特に x 座標の値が少なくなっていることが分かる。

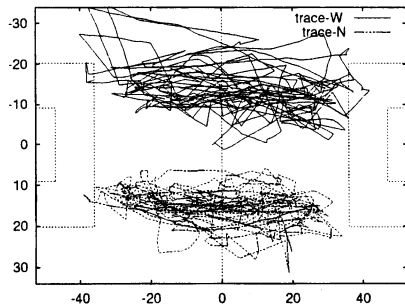
全体では、1 試合目、14 試合目、17 試合目と試



(a) 一試合目



(b) 二試合目



(c) 三試合目

図 4: 人間プレイヤーの軌跡 (対 hana11)

合を重ねることによって、環境に慣れ、徐々に相手に応じた必要な行動を判別し、コンパクトな動きをするようになったと考えられる。

また、各対戦相手について分散を算出したところ、

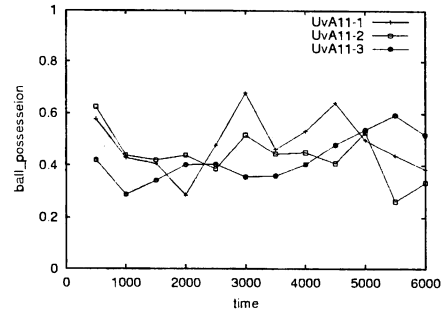


図 5: OZ-RP のボール支配率の変動 (対 UvA11)

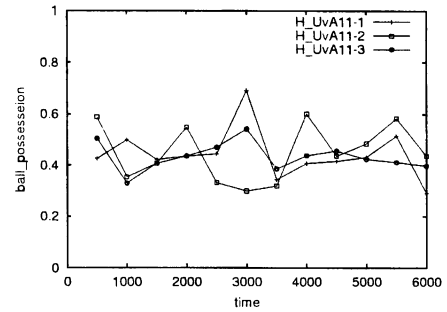


図 6: 人工プレイヤー (HELIOS) のボール支配率の変動 (対 UvA11)

ろ、試合を重ねることによって、動きがコンパクトになっている。人間プレイヤーが、環境に慣れたかどうか判断する数値として理解できる。同様の結果は文献 [5] でも示されている。

3.3 ボール支配率の時間変化

ボール支配率はサッカーの試合の評価に当たって、チーム間の強さの度合いを示す重要な指標の一つである。

一試合 6000 STEP を 500 STEP 毎の時間セグメントに 12 分割して、各時間帯におけるボール支配率を算出した。図 5 に強いチーム UvA11 と対戦したときのボール支配率の変動を示す。UvA11 は 2003 年 RoboCup (世界大会) の優勝チームであり、OZ-RP より強い相手である。そのため、OZ-RP の方が全体としてボール支配率は低くなっている。

図 5 の UvA11 の 3 回目の試合では、ボール支配率が 1000 STEP 時点から時間を追うごとに徐々に

上昇している。このとき、OZ-RPの人工プレイヤーとUvA11の各プレイヤーの設定は変更していない。1、2回目では相手の情報が把握できておらず、各試合における時間帯毎のボール支配率は不安定に上下している。3回目(通算10試合目)では、人間プレイヤーが試合の状態を試合開始から500STEP足らずの間に把握するようになり、相手に応じた効率のよい動きを選択し、ボール支配率が次第に向上していったと考える。

また、図6に示したチームHELIOSの場合では、試合毎、時間帯毎によってもボール支配率はほぼ一定である。どちらも決められた人工エージェントを使用しているため、ボール支配率には大きな変化が見られない。

3.4 フォーメーションの時間変化

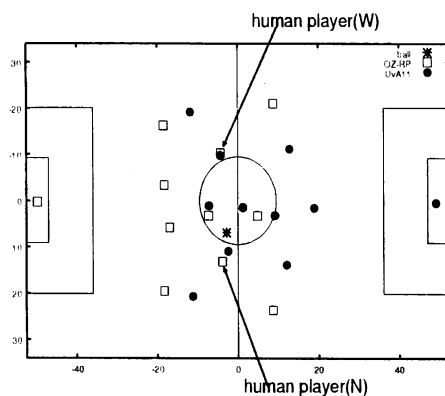
適応の変化を観測するために、時間帯で区切った平均位置の座標を測定した。

一試合6000STEPを100STEP毎の時間セグメントに60分割して、各時間帯の位置座標の平均を算出した。図7に、OZ-RPが強いチームUvA11と対戦した試合における2回目の試合(通算5試合目)の1つ目のセグメントと、前半6セグメント目の二つの時点での平均位置を示す。

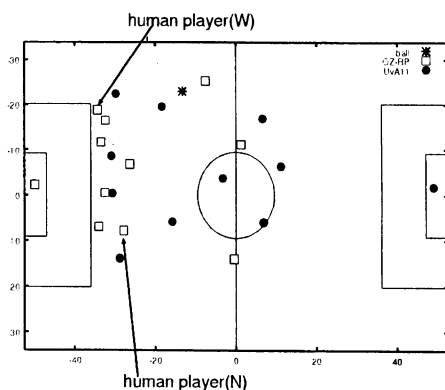
図7(b)では、人間サイドMFプレイヤーはDFライン近くまで下がっている。相手が強いと相手のボール支配率が高くなり、ボールの位置も味方寄りになる。人間プレイヤーは本来、自分のポジションに留まり、攻守の起点にならなければいけないが、ボールが自陣ゴール付近にまで押し込まれているので、DFと協調することによって対応している。対戦相手が強いことを短い時間で把握し、サイドMF2人ともにDFラインまで下がっていることが分かる。試合を重ねることによって、人間プレイヤーが相手の強弱を試合開始直後に認識し、相手の強さに応じた行動を取っている。

しかし、人間プレイヤーは強い相手のときにDFラインまで下がっていたのに対して、弱い相手の場合では、特別な変化は見られなかった。これは、人工FWプレイヤーが点を取ってくれるため、特別守らなくてもいい条件下にあるため、与えられた状態をキープしているといえる。

人間が強い相手UvA11と対戦した際には、フォーメーション(平均位置)で見ると、守備的な行動を



(a) 1-100 STEP の平均

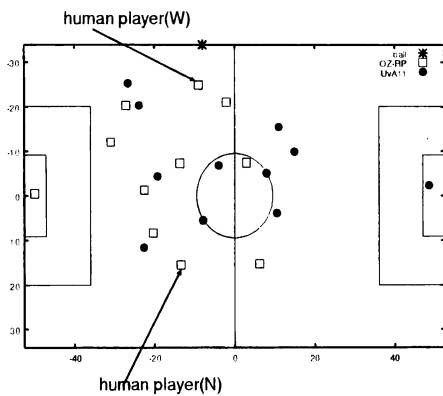


(b) 600-700 STEP の平均

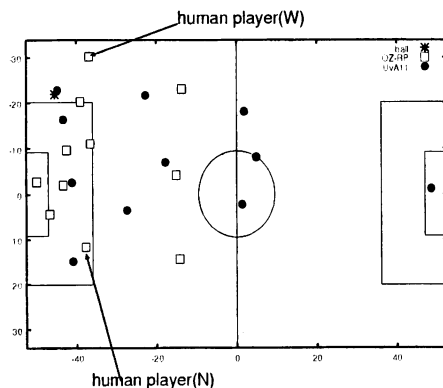
図7: OZ-RPの時間帯における平均位置の変化

取っていた。このことがボールの動きにつられたものか、あらかじめ敵の強さを予測して行動していたのかを検証する。相手がボールを奪った際、特に、キックインになった瞬間とそこから100STEP後の位置座標を算出する。この結果から、攻守の切り替えが行われた後の人間プレイヤーの動きを確認する。

図8に、OZ-RPが強いチームUvA11と対戦した試合におけるキックイン後のセグメントにおけるある時点でのフォーメーションを示す。図8(a)は相手のキックイン直後の位置の図であり、図8(b)は図8(a)から100STEP後の位置である。マクロな人間プレイヤーの動きを分析することで、次のターンにおける敵の動きをあらかじめ予測し、最適な行



(a) 3716STEP



(b) 3816STEP

図 8: OZ-RP のキックインとその後の変化

動を取るための準備を行っていることが分かった。

また、チーム HELIOS の場合は、試合や相手の状況に左右されず、4-3-3 の陣形を保っていた。これは、人工プレイヤー同士の連係を保っているとメリットがある反面、相手が強いときに、うまく対応できないといったデメリットも感じた。

4 まとめ

シミュレーションサッカーの環境における人間 MF プレイヤーの適応的行動について、観測した記録にもとづいて分析した。ボール支配率の変化から、実験者が与えた環境に対する人間の適応が明らか

になった。実験が進むにつれ、相手チームの状況を発見し、各試合での与えられた状況を把握することで、相手の強さを素早く認識し、それに応じた行動を実践している。

また、フォーメーションの時間変化からは、環境に適応した具体的なポジションの取り方が見られた。相手が強い場合には味方 DF と協調することによって、最善な行動を行っている。

本実験では、各対戦相手の強さが同等の相手について設定していなかったため、相手の強さを平等に調整していく必要がある。今後は、本実験で分かった知見を基に、知的協調行動のエージェントモデルの構築に結びつけていくことを課題とする。

参考文献

- [1] 秋田純一, 西野順二, 久保長徳, 下羅弘樹, and 藤埴到. Robocup シミュレーションリーグ人間参戦システム oz-rp の提案. In *AI チャレンジ研究会第 12 回資料*, pages 23-28. 人工知能学会, 2001.
- [2] 西野順二. ドリームチーム oz と人間チーム oz-rp の挑戦. *日本ロボット学会誌*, 20(1):39 - 40, 2002.
- [3] 西野順二, 久保長徳, 秋田純一, and 下羅弘樹. Oz-rp システムを用いたバーチャルサッカーでの人間協調行動の観測. In *第 11 回インテリジェントシステムシンポジウム講演論文集*, pages 149-152, 2001.
- [4] 西野順二, 戸田英治, 鹿田和之進, and 本多中二. バーチャルサッカーにおける人間 fw の特徴分析. In *ゲーム情報学研究報告*, volume 2003-GI-9, pages 1-6. 情報処理学会, 2003.
- [5] 島涼平, 西野順二, and 本多中二. Oz-rp における協調行動の分析. *情報処理学会ゲーム情報学研究報告*, 2002-GI-7(27):9-16, 3 2002.