

# RoboCupサッカーにおける ヘテロマッチングが戦術に与える影響

## Influence of Hetero Matching on Tactics in RoboCup Soccer

福島 卓弥<sup>1\*</sup>      山口 将貴<sup>1</sup>      中島 智晴<sup>1</sup>      秋山 英久<sup>2</sup>  
Takuya Fukushima<sup>1</sup> Masaki Yamaguchi<sup>1</sup> Tomoharu Nakashima<sup>1</sup> Hidehisa Akiyama<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 大阪府立大学大学院  
<sup>1</sup> Osaka Prefecture University  
<sup>2</sup> 福岡大学  
<sup>2</sup> Fukuoka University

**Abstract:** This paper discusses the effective use of the hetero-genious players in RoboCup soccer simulation 2D league. The RoboCup server provides a set of 15 player types with different abilities. The team can pick up 11 player types according to its team strategies and tactics. This paper considers the idea of so-called hetero matching where several players switch their roles during the game. For example, from an offensive point of view, a attacker who is able to dash faster should be assigned to a slower defender. On the other hand, from the defensive perspective, a faster defender should be marked to a faster attacker. In the computational experiments, we switch side attacker to their other side in order to achieve better match-up against opponent defenders. Moreover, in the same way, the role of defenders are changed so that the difference in the abilities against the opponent forward players gets bigger. Through the experiments, we evaluate the effectiveness of using the hetero matching by examining the team performance through the analysis with kick distributions.

### 1 はじめに

多くの対戦型スポーツには戦術があり、個々のスキルと同等に勝敗を決める重要な要因である。一般的に、スポーツにおける戦術には相手（チーム）との相性が重要である。しかし、戦術は複雑であり、人間が暗黙知として戦術を認識することはできても、数値情報として目視してもはっきりと判断できない場合が多い。

一方で、スポーツのデータ分析に関する研究が盛んに行われている。例えば、野球においては、アメリカ野球学会（SABR）は野球の記録や人物について調査、研究を行っている。その名称を用いたセイバートリクスという測定基準を用いた戦術分析が重視されている [1]。また、Yamamotoら [2] はサッカーにおける特定の状況に対して特徴を可視化することで、戦術分析を行っている。Fewellら [3] はバスケットボールにおけるプレイヤー間の戦術的なネットワークを解析している。その他にも、様々なスポーツにおいて可視化や機械学習を用いたデータ分析が行われている [4][5]。

RoboCupサッカーシミュレーション2Dリーグにおいても、度重なる研究開発の成果により、多種多様な戦術を組み立てることが可能になってきている。近年の世界大会では、敵に応じた戦術を実装するチームが多く見られる。戦術間には相性があるため、より有利な試合運びを行い確実な勝利を実現するためには、現在の敵に適した戦術に切り替えることが必要である。これらの背景から、サッカーのチーム戦術に注目した研究は、人間のサッカーだけでなく計算機によるシミュレーションサッカーにおいても需要が高まっている。たとえば、Abreuら [6] は、セットプレイ後の動きとして最も敵戦術に適した手法を機械学習手法を用いて推定している。また、Henrioら [7] はコーナーキック時におけるフォーメーションを敵に応じて切り替える仕組みを提案している。

チーム全体の戦術を分析する手法として、Nakashimaら [8] は、キック分布に注目したクラスタリング手法を提案している。プレイヤーのキック情報を分布として捉え、キック分布間距離によって戦術を解析する手法であり、各チームの戦術的特徴を表現可能な手法の一つである。また、著者らはキック分布をキック確率分布

\*連絡先：大阪府立大学大学院人間社会システム科学研究科  
〒599-8531 大阪府堺市中区学園町 1-1  
E-mail: takuya.fukushima@kis.osakafu-u.ac.jp

に変換し、確率分布間の距離測度を用いることで計算量を削減し、人間の主観との比較を行うことで、その手法の妥当性を示している [9]。これらの手法は、どちらもチーム全体の戦術を分析する手法であるが、個体間の相性を評価したものではない。

一方で、試合状況を大きく変える行動、例えばスルーパスなどは、パスレシーバとディフェンダの個体間の身体性やスキル完成度といった観点がある。スキル成功の要因となる。身体性の相性では、走力の高いプレイヤーを敵方のうち走力が低いプレイヤーとマッチアップさせることで、スルーパスの成功可能性を高めることができる。本論文では、個体間の身体性の相性に注目し、相性の良いマッチアップによりチーム性能を向上させることを目標とする。また、これにより得られる戦術やチーム性能の変化を確認することで、相性の良いプレイヤーを割り当てることの有効性を確認する。

## 2 戦術表現

RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグにおいて、近年多様なチーム戦術が実装されている。チーム戦術を表現する手法として、フォーメーションに注目したものと、行動選択に注目したものがある。例えばフォーメーションに注目した研究として、Faria ら [10] は、機械学習手法を用いた敵のフォーメーション推定を行っている。また、フォーメーションを戦術単位で分類し、クラスタリングを行う手法も提案されている [11]。

一方で、行動選択に注目した研究として、たとえば Bombini ら [12] は、行動パターンを用いてプレイヤーの行動を分類する手法を提案している。また、著者らはこれまでに行動軌跡に注目した評価関数モデリングにより強豪チームの戦術を模倣する研究を行った [13]。行動軌跡の例を図 1 に示す。さらにキック分布やキック確率分布を用いた行動軌跡間の類似度分析により、人間の主観に合致した分析を可能にしている [8],[9]。

これらの文献は全てチーム戦術に注目した手法であり、敵チームの戦術分析や自チームの戦術作成に応用され、戦術の相性問題に取り組んでいる。しかし、個体間の相性に注目したアプローチについては十分な議論がされていない。本論文では、個体間の相性に注目した手法を用いて、その個体間相性によって得られる戦術の変化を検証する。

## 3 ヘテロマッチング

RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグでは、試合開始時にサッカーサーバがヘテロロニアスなプレイヤーエージェントを 18 体生成する。生成されたプレ

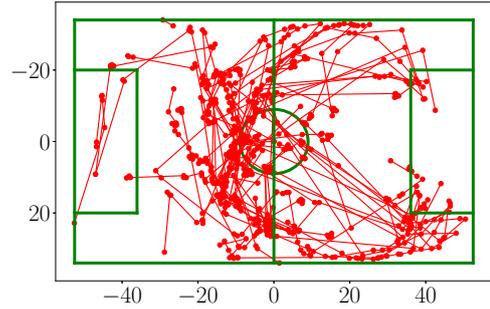


図 1: An example of action trajectories

イヤーは走力やキックブルエリアの半径といった特性が異なる。各チームのコーチエージェントは、生成された 18 体のプレイヤーから 11 体を選択し、チームが採用しているフォーメーションのポジションに割り当てる。例えば、多くのチームのベースチームとして用いられる Agent2D [14] では、センターフォワードやセンターバックに足の速いプレイヤーを割り当てている。スルーパスを狙う戦術であれば、サイドフォワードに足の速いプレイヤーを割り当てる。このとき、マッチアップする敵のディフェンダとの走力の差が大きければスルーパスの成功確率が高くなることが期待される。

RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグにおいて、ほとんどのチームは敵のプレイヤー割当に依らず、自チームの戦術に応じた割当案を採用し、プレイヤーのスタミナがなくなるまではそのプレイヤー割当が変更することはない。しかし、より敵の戦術に応じた戦術を確立していくためには、敵のプレイヤー割当に応じて自チームのプレイヤー割当を変更する必要がある。本論文では、これをヘテロマッチングと呼ぶことにする。ヘテロマッチングを用いることによる自チームの戦術の変化とその影響を調査する。具体的なヘテロマッチングの方法については、数値実験の章で説明する。

## 4 類似度分析

戦術の変化を確認するためには、キック分布やキック確率分布間距離を用いた類似度分析が有効であることが示されている [8],[9]。本論文においても、ヘテロマッチングによる戦術の変化をキック確率分布間距離を用いて確認する。

### 4.1 キック分布・キック確率分布

キック分布は、試合中にプレイヤーがキックした位置とボールの移動量との組の集合である。キック位置にボールの移動量を重みとして割り当てていると解釈することもできる。プレイヤーにキックされたボールの位

置  $(x, y)$  をベクトル  $\vec{b}$  とし、そのキックによってボールが動いた距離をベクトルの重み  $w_{\vec{b}}$  とする。図 2 に図 1 から変換されたキック分布の例を示す。図 2 において、縦棒の座標はボールがキックされた位置を示し、高さはベクトルの重み、すなわちそのキックによってボールが動いた距離を表している。

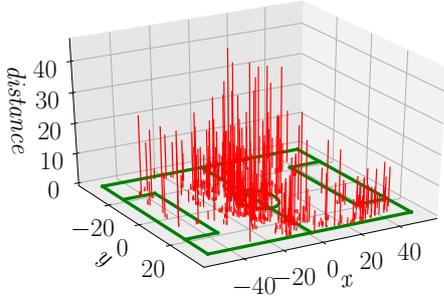


図 2: An example of a kick distribution

キック分布は有限数の 3 次元ベクトルからなる集合であるため、二つのキック分布間の距離を計算すると分布内の要素と要素の組み合わせ爆発により計算コストが膨大になる可能性がある。そこで、キック分布を連続的に表現可能な確率分布に変換することで、距離計算のコスト削減を図る。本研究では、カーネル密度推定 (KDE) を用いてキック分布をキック確率分布に変換する。KDE は有限の標本から母集団の確率密度関数を推定するノンパラメトリック手法である。カーネル関数は  $d$  次元のガウシアンカーネルとし、平滑化のためのパラメータであるバンド幅  $h$  は以下の式で定義する。

$$h = n^{-\frac{1}{d+4}}$$

ここで、 $n$  はデータ数、 $d$  は次元数を示す。キック分布において、ベクトル  $\vec{b}$  (2 次元) とその座標での重み  $w_{\vec{b}}$  が入力として扱われるため、キック確率分布の次元数も  $d = 3$  となる。カーネル密度推定を用いて得られるキック確率分布を  $p(\vec{b}, w_{\vec{b}})$  とする。  $p(\vec{b}, w_{\vec{b}})$  は、座標  $\vec{b}$  で長さ  $w_{\vec{b}}$  のキックが行われる確率を意味する。図 2 のキック分布をキック確率分布に変換した例を図 3 に示す。図 3 では、座標  $\vec{b} = (0.0, 0.0)$  で長さ  $w_{\vec{b}}$  が行われる確率分布を表している。図 3 のように、キック確率分布では分布が連続的に表現される。

## 4.2 分布間距離

カーネル密度推定により得られたキック確率密度分布について、二つのキック確率密度分布の類似度を求めるため、以下で説明する分布間の距離尺度を用いる。

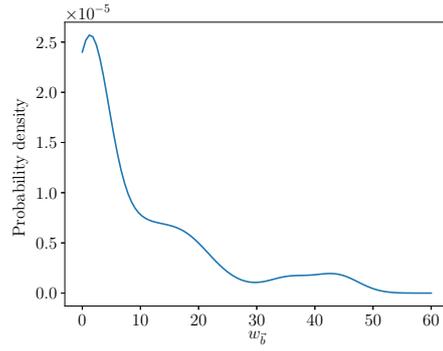


図 3: An example of a kick probability distribution when  $\vec{b} = (0.0, 0.0)$

分布間距離尺度の一種として、分布間の密度差推定を用いた  $L^2$  距離が知られている。確率密度関数  $p(\mathbf{x})$  と  $q(\mathbf{x})$  の距離を以下の式で定義される  $L^2$  距離により表す。

$$L^2(p, q) = \int (p(\mathbf{x}) - q(\mathbf{x}))^2 d\mathbf{x}$$

ここで、確率密度関数  $p(\mathbf{x})$  と  $q(\mathbf{x})$  は 4.1 節で説明したキック確率分布とする。  $L^2$  距離は、非負性、非退化性、対称性、三角不等式といった距離の公理を満たすことが知られている。厳密に正確な  $L^2$  距離を求めることは困難であるが、確率密度関数を用いることで推定することができる。

## 5 数値実験

### 5.1 実験設定

数値実験では、ヘテロマッチングを用いることで戦術に変化がoccurるかどうかを、キック確率分布間距離を用いて調査する。自チームとして HELIOS2019 を用いる。チーム HELIOS は世界大会で優勝経験のある強豪チームである。敵チームとして

- HELIOS2019 (ヘテロマッチングなし) [15]
- MT2018 [16]
- Oxsy2018 [17]
- WrightEagle [18]

の 4 チームを用いる。敵チームはそれぞれ、世界大会で上位の成績を残す強豪チームである。敵チームのプレイヤー割当に応じて、自チームのプレイヤーの割当を変更する。本論文では自チームのスループス数増加と敵チームのスループス数減少を目的として、以下の二つポジションにおいてヘテロマッチングを行う。

- サイドフォワードの2プレイヤーの左右を入れ替え
- ディフェンダ（サイドバックとセンターバック）の4プレイヤーのポジションを入れ替え

また、ヘテロマッチングの指標として、以下二つの走力指標を用いる。

- 5m 走るのに必要なサイクル数 (5m)
- 30m 走るのに必要なサイクル数 (30m)

入れ替え対象である、サイドフォワードの2プレイヤーとディフェンダの4プレイヤーを図4に示す。赤い円で囲まれたプレイヤーはサイドフォワード、黄色い円で囲まれたプレイヤーはディフェンダを意味する。ヘテロマッチングを行わない設定 (Without) とヘテロマッチングを行う設定を比較し、ヘテロマッチングの性能を評価する。

サイドフォワードに対するヘテロマッチングについては、対応する敵のディフェンダとの指標の差が大きくなるように、ディフェンダに対するヘテロマッチングについては、対応する敵フォワードとの指標の差が小さくなるように入れ替える。つまり、サイドフォワードにおいては、敵ディフェンダとの走力指標の差が大きくなるようにヘテロマッチングを行う。一方、ディフェンダにおいては、敵フォワードとの走力指標の差が小さくなるようにヘテロマッチングを行う。敵チームは試合中ポジション入れ替えを行わないものと仮定する。

各設定において100試合ずつ行い、性能評価を行う。性能評価指標として、得点 (Goals for)、失点 (Goals against)、スルーパス回数 (# of t-passes)、被スルーパス回数 (# of opp t-passes)、勝率 (Win rate) を用いる。

## 5.2 実験結果

各実験設定における試合結果を表1-4に示す。まず、得点とスルーパス回数に注目する。ほぼ全ての実験設定において、得点とスルーパス回数に改善は見られなかった。本実験では、オフENSに関してサイドフォワードのヘテロマッチングを行ったが、従来の割当方法として、どちらも足の速いプレイヤーを起用していることから、ヘテロの入れ替えを行うことによる影響が小さかったことが原因であると考えられる。

また、表1, 3から、失点と被スルーパス回数に関して、チーム HELIOS2019 とチーム Oxy2018 に対して減少傾向にあることが確認できる。これらのチームはサイドフォワードへのスルーパスを頻繁に用いてサイド突破を試みる傾向の強いチームである。ディフェンダと敵フォワードとの相性を合わせることで、スルー

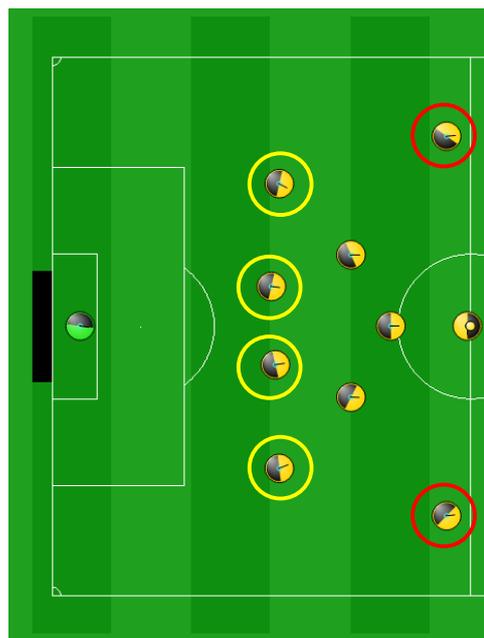


図4: Target players of hetero matching method. Red circles mean Side-Forward players, and yellow circles are Defenders.

パスや失点を抑えることがわかる。一方で、表2から、チーム MT2018 については、5m 指標でのヘテロマッチングを行った場合においては、スルーパス回数が減らず、30m でのヘテロマッチングにおいては、減少することが確認できた。表4から、チーム WrightEagle に対しては、ヘテロマッチングにより失点を抑えることができたが、被スルーパス回数は減少しなかった。チーム MT2018 やチーム WrightEagle はフォワードが2人の2トップフォーメーションであり、中央突破を狙うチームである。中央からドリブルで突破してくるチームにはヘテロマッチングを行うことは有効でないことがわかる。これは、中央からのドリブル突破を防ぐには、足の速さといったパラメータ的要因ではなく立ち回りなどの技術的な要因が大きいことが原因と考えられる。以上のことからディフェンス面でのヘテロマッチングはサイド突破を狙うチームに対して有効であることが分かった。

表5にチーム HELIOS2019 に対するのキック確率分布間距離の平均と分散を示す。実験設定30mのとき、平均値、分散ともに小さくなる傾向が確認できた。ヘテロマッチングを行うことで、距離 (非類似度) の平均や分散を小さくすることは、似た行動軌跡が得られる傾向にあることを示している。これは、敵のプレイヤー割当方法が固定であるため、片側サイドが常に苦手である状況にあることから、ヘテロマッチングによってそのサイドから攻める頻度が高いと推測される。こ

これらの結果から、行動軌跡の類似度分析から、ヘテロマッチングによって敵にとって苦手なサイドを狙って行動選択する確率が上がったと考えられる。

初期配置の時点でプレイヤーの相性がマッチしている場合においては、ヘテロマッチングの機能がなくても片側に偏った行動軌跡になる場合が存在した。ヘテロマッチングを行わない場合においても、ヘテロマッチングの際と同じような状況が生まれる可能性があり、これにより本実験の実験結果を確認しがたいことがわかった。ヘテロマッチングをするべきプレイヤーパラメータが与えられるような乱数のシードに固定した状態で実験を行うことで、本手法の効果はさらに明確に確認することができると考えられる。

表 1: Team performance against HELIOS2019

Setting	Goals for	Goals against	# of t-passes	# of opp t-passes	Win rate
30m	1.09	1.06	6.19	5.67	0.36
5m	1.35	1.15	5.84	6.11	0.44
Without	1.29	1.34	6.2	6.35	0.34

表 2: Team performance against MT2018

Setting	Goals for	Goals against	# of t-passes	# of opp t-passes	Win rate
30m	3.94	0.43	10.01	4.77	0.96
5m	4.16	0.48	9.86	4.99	0.94
Without	4.22	0.4	10.04	4.9	0.97

表 3: Team performance against Oxy2018

Setting	Goals for	Goals against	# of t-passes	# of opp t-passes	Win rate
30m	2.0	0.86	9.07	4.26	0.68
5m	2.21	1.06	9.53	4.57	0.65
Without	1.93	1.11	9.08	4.77	0.53

表 4: Team performance against WrightEagle

Setting	Goals for	Goals against	# of t-passes	# of opp t-passes	Win rate
30m	3.46	1.36	8.52	3.68	0.79
5m	3.28	1.57	8.61	3.84	0.73
Without	3.13	1.68	8.08	3.67	0.70

表 5:  $L^2$  distance

	Without	5m	30m
Mean	$9.550 \times 10^{-7}$	$9.380 \times 10^{-7}$	$9.320 \times 10^{-7}$
Variance	$2.569 \times 10^{-13}$	$3.677 \times 10^{-13}$	$6.780 \times 10^{-14}$

## 6 おわりに

本論文では、プレイヤー間の相性に注目したヘテロマッチングを提案した。チーム性能と行動軌跡の類似度から、ヘテロマッチングの効果を検証した。ヘテロマッチングにより、得点率やスルーパス回数といったオフENSEの性能は上がらなかったが、失点率や被スルーパス回数といったディフェンスの性能が向上することが

分かった。今後の展望として、ヘテロマッチングの効果をより確かなものにするために、乱数のシードを固定した状態での実験や、全プレイヤーをヘテロマッチング対象にすることなどが挙げられる。

## 参考文献

- [1] メジャーリーグの数理科学〈上・下〉. シュプリンガー数学リーディングス, 2004.
- [2] Risa Yamamoto and Yohei Nakada. Improvement of Visualization Method for Attack Patterns in Team Sports. In *2018 Joint 10th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 19th International Symposium on Advanced Intelligent Systems*, pp. 461–466, 2018.
- [3] Jennifer H. Fewell, Dieter Armbruster, John Inghram, Alexander Petersen, and James S. Waters. Basketball teams as strategic networks. *PloS one*, Vol. 7, No. 11, 2012.
- [4] C. Perin, R. Vuillemot, C. D. Stolper, J. T. Stasko, J. Wood, and S. Carpendale. State of the Art of Sports Data Visualization. *Computer Graphics Forum*, Vol. 37, No. 3, pp. 663–686, 2018.
- [5] サッカーマティクス～数学が解明する強豪チーム～「勝利の方程式」～. 光文社, 2017.
- [6] Pedro Henriques Abreu, Daniel Castro Silva, João Portela, João Mendes-Moreira, and Luís Paulo Reis. Using model-based collaborative filtering techniques to recommend the expected best strategy to defeat a simulated soccer opponent. *Intelligent Data Analysis*, Vol. 18, No. 5, pp. 973–991, oct 2018.
- [7] Jordan Henrio, Thomas Henn, Tomoharu Nakashima, and Hidehisa Akiyama. Selecting the Best Player Formation for Corner-Kick Situations Based on Bayes’ Estimation. In Sven Behnke, Raymond Sheh, Sanem Sariel, and Daniel D Lee, editors, *RoboCup 2016: Robot World Cup XX*, pp. 428–439, Cham, 2017. Springer International Publishing.
- [8] Tomoharu Nakashima, Satoshi Mifune, Jordan Henrio, Oliver Obst, Peter Wang, and Mikhail

- Prokopenko. Kick extraction for reducing uncertainty in RoboCup logs. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2015.
- [9] Takuya Fukushima, Tomoharu Nakashima, and Hidehisa Akiyama. Similarity Analysis of Action Trajectories based on Kick Distributions. In *RoboCup International Symposium 2019*, 2019. 12 pages.
- [10] Brígida Mónica Faria, Luís Paulo Reis, Nuno Lau, and Gladys Castillo. Machine Learning algorithms applied to the classification of robotic soccer formations and opponent teams. In *2010 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, CIS 2010*, pp. 344–349, 2010.
- [11] Takuya Fukushima, Tomoharu Nakashima, and Hidehisa Akiyama. Online opponent formation identification based on position information. In Hidehisa Akiyama, Oliver Obst, Claude Sammut, and Flavio Tonidandel, editors, *RoboCup 2017: Robot World Cup XXI*, pp. 241–251, Cham, 2018. Springer International Publishing.
- [12] Grazia Bombini, Nicola Di Mauro, Stefano Ferilli, and Floriana Esposito. Classifying agent behaviour through relational sequential patterns. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, Vol. 6070 LNAI, pp. 273–282, 2010.
- [13] Takuya Fukushima, Tomoharu Nakashima, and Hidehisa Akiyama. Mimicking an Expert Team Through the Learning of Evaluation Functions. *RoboCup 2018: Robot World Cup XXII*, Vol. 11374, pp. 1–11, 2019.
- [14] Hidehisa Akiyama and Tomoharu Nakashima. HELIOS base: An open source package for the RoboCup soccer 2D simulation. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, Vol. 8371 LNAI, pp. 528–535, 2014.
- [15] Hidehisa Akiyama, Tomoharu Nakashima, Takuya Fukushima, Yudai Suzuki, and An Ohori. HELIOS2019 : Team Description Paper. In *RoboCup 2019 Sydney*, 2019. 6 pages.
- [16] Zheng Yang, Ziqiang Liu, Xiaorui Wang, Ning Dong, Xiangben Hu, JingLi Chen, Shengbing, and Lv Gang. MT2018 : Team Description Paper. In *RoboCup 2018 Montreal*, 2018. 5 pages.
- [17] Sebastian Marian, Dorin Luca, Bogdan Sarac, and Ovidiu Cotarlea. OXSYS 2018 Team Description. In *RoboCup 2018 Montreal*, 2018. 6 pages.
- [18] Xiao Li, Rongya Chen, and Xiaoping Chen. WrightEagle 2D Soccer Simulation Team Description 2015. In *RoboCup 2015 Hefei*, 2015. 5 pages.