

# ロボカップ

野田五十樹

サッカーなどの標準問題によりマルチエージェント・ロボット技術の評価を行おうとしているロボカップでは、不完全情報・不確実な環境におけるチームワークの善し悪しが重要課題となる。チームワークを形式化してそこにおける意志決定問題の計算量を解析すると、NEXP という現実的に計算が困難なクラスに属することが示される。一方、人間によるサッカーの戦術史を上記の形式化に則って見ていくと、計算量を抑えるさまざまな仕掛けが見えてくる。本稿ではこれらの対比から「チームワーク」をどのようにとらえるべきか、議論する。

キーワード：Multi-agent System, Teamwork, Complexity

## 1. はじめに

サッカーの醍醐味のひとつは、初対面の（場合によっては言葉が通じない）者同士がチームを組んでも、単純なパス交換を始め、ある程度のレベルのコンビネーションプレーをそこそこ決めることができる点である。この人間が行うコンビネーションプレーでは、「チームワーク」と呼ばれるものが必須の要素であると認識されている。即席チームから常設のチーム、プロチームとサッカーの戦術が高度になるに従い、求められるコンビネーションやチームワークは複雑になっていく。逆に言えば、このチームワークがサッカーのチームの強さを決めている1つの要因であるといえるだろう。

今回の特集で取り上げられる他のテーマに対して、本稿で取り上げるサッカーが大きく異なっている点がこの「チームワーク」である。他のテーマと同様サッカーにおいても、推論やプランニング、あるいは評価関数や行動規則の学習といった手法が必要になる局面は存在する。チェスや将棋では中心的な問題となるこれらのテーマも、サッカーにおいては全体のごく一部に過ぎず、これらの改善が即結果に結び付くわけではない。一方、「チームワーク」はまだほとんど手つかずのキーワードであり、今後、その方面の研究を進めていく必要がある。

本稿ではこの「チームワーク」に焦点を当て、エージェントに求められる判断の計算量とサッカーの戦術の歴史と対比しながら、チームワークという概念の整

理を試みる。

## 2. ロボカップ

### 2.1 標準問題としてのロボカップ

1997年に始まったロボカップは、当初から行われているサッカーをはじめ、レスキュー（災害救助）、@ホーム（家庭/オフィス向けサービス）などいくつかの応用テーマを題材に、人工知能・ロボット技術の研究交流を行うことを目的とし、毎年の国際大会・シンポジウムあるいはジュニア大会を中心として活動を続けている。このうち、ロボカップのホームグラウンドであるサッカーでは、実際のロボットを用いる実機4リーグと、計算機上の仮想フィールド[17]によるシミュレーションリーグが催されている。研究交流を目的とするロボカップでは各リーグごとに中心的テーマを設けており、シミュレーションリーグでは以下のような研究テーマが取り上げられ、さまざまな手法の適用・改良が試みられている[4]。

- **機械学習**：サッカーではその変化の多様性に対応するため、マルチエージェント環境下での戦術や技巧の獲得・適応が重要になってくる。これに対して、Stoneら[12]によるlayered learningなど、各種の学習方式が提案・検証されている[15]。また、keep-a-way[11]というサッカーの部分問題から徐々に複雑な状況を段階的に学習させていく方法も行われており、ロボカップのサッカーから派生した課題として定着しつつある。
- **分散プランニング**：適切な行動を決定する際には、複数のエージェントが分散で同期してチーム戦術をプランニングするための枠組みが必要

のだ いつき

産業技術総合研究所 情報技術研究部門  
〒305-8568 つくば市梅園 1-1-1

となる。Murrayら[7][6]やTambeら[13]はチーム戦術の記述方式について提案を行っている。また、Kokら[5]はCoordination graphという枠組により部分問題に切り分けた際の計算量を抑える手法を提案している。

- エージェントモデリング：コミュニケーションに制約があり、ゲームの展開が多様であるサッカーでは、観察により敵・味方のプレイヤーの意図や行動を予測できることが望ましい。Kaminkaら[3]によるエージェントモデリングに基づくコミュニケーションの必要性の判断や、Rileyら[10]による確率を用いた敵の行動モデリングなどが提案されている[14]。

## 2.2 シミュレーションリーグにおける戦術の成熟と課題

次に、戦術的な面に目を向けてみる。ここでは個別の戦術の分析をする代わりに、これまで10年のロボカップでの戦術の流れに注目してみたい。

図1はシミュレーションリーグにおける歴代のベスト4チームのリストである。このリストではベスト4に残留している期間の長さに応じてチームの枠の太さを変えてあるが、これからわかることは、2000年以降は上位4チームの入れ代わりが少なくなってきた事である。特にこの数年、Brainstormers, WriteEagle, TokyoTechSFCの3チームの実力は他のチームから頭1つ出た形で伯仲しており、またプレイスタイルも比較的似通っている。つまりこれは、

上位陣の戦術が固定化したことを示している。

これに対して2004年のSTEPと2006年のRiONEは、各々ドリブル突破およびロングパスによる中央突破という独自の戦術で大会を席卷し、上位に食い込んでいる。これらのチームは各々前年の上位チームを徹底的に分析し、それを打ち破る事に特化した戦術を編みだしている。特に興味深いのがRiONEの事例で、このチームは攻撃のプレイヤー2人を相手のオフサイドラインぎりぎりに置き、味方がボールを奪取するとすかさずオフサイドラインの裏にロングパスを出して攻撃プレイヤーの突破を試みるという単純な戦術をとる。この方法はオフサイドラインをできるだけあげる戦術をとる敵に対しては効果的で、この数年の上位チームの傾向（ひいてはこれが参加チーム全体の傾向にもなる）であるオフサイドライン押し上げ戦術優勢の大会で好成績を取めた。しかし逆にこの戦術はオフサイドラインを下げられるとまったく効果がなくなり、実際、それに気づいたあるチーム（FC Portugal）が人手でパラメータを変更して試合に望み、RiONEの攻撃を封じ込めることに成功している。ただし、FC Portugalの方も無理矢理ポジションの変更を行ったためチーム全体のバランスが崩れ、自らも無得点に終わった（なお、この試合はPK戦となり、RiONEが勝利した）。

この事例からわかることは、現状のロボカップではチームレベル、戦術レベルでの適応性や柔軟性・頑健性がかなり劣っている事である。上位陣の戦術が似通っていることから、全体的に優位な戦術はあるものの、STEPやRiONEがとったような明らかに欠点がある戦術につけ入れられる余地も残っている。これが人間であれば、FCポルトガルの作者が行ったポジション修正のように、敵戦術の弱点を見抜いて自らの挙動を修正できたであろうし、また、その修正による不具合は他のチームメイトで互いに補い合う事ができたであろう。このチームレベルでの適応性を実現するためには、各エージェントがチーム全体の事を考えながら動くことができる、「チームワーク」という概念が必要になってくる。次節ではこのチームワークについて考察していく。

Year	1st place	2nd place	3rd place	4th place
1996	Ogalets (Japan)	Sekine (Japan)	Waseda (Japan)	CMUnited (USA)
1997	AT Humboldt (Germany)	Andhill (Japan)	ISIS (USA)	CMUnited (USA)
1998	CMUnited (USA)	AT Humboldt (Germany)	WindmillWanderer (Netherlands)	ISIS (USA)
1999	CMUnited (USA)	MagmaFreiburg (Germany)	Essex Wizard (GB)	11 Monkeys (Japan)
2000	FCPortugal (Portugal)	Brainstormers (Germany)	ATT/CMUnited (USA)	CMUnited (USA)
2001	TsinghuaAeolus (China)	Brainstormers (Germany)	TriLearn (Netherlands)	FCPortugal (Portugal)
2002	TsinghuaAeolus (China)	Everest (China)	Brainstormers (Germany)	TriLearn (Netherlands)
2003	TriLearn (Netherlands)	TsinghuaAeolus (China)	Brainstormers (Germany)	Everest (China)
2004	STEP (Russia)	Brainstormers (Germany)	Mercad (Iran)	TsinghuaAeolus (China)
2005	Brainstormers (Germany)	WriteEagle (China)	TokyoTechSFC (Japan)	STEP (Russia)
2006	WriteEagle (China)	Brainstormers (Germany)	RiONE (Japan)	TokyoTechSFC (Japan)

図1 ロボカップシミュレーションリーグのベスト4チームの変化

1 オフサイドラインが下げられるとそれにつられて攻撃陣があがってしまうため、中盤と攻撃陣の間が間延びし、パスが通らなくなる。

### 3. マルチエージェントとチームワーク

#### 3.1 チームワークとは何か

マルチエージェントシステムにおけるチームワークとは何か。この問題は意外と難しい。

ゲーム理論のように、各エージェントの利得が背反していたり目的が異なっている場合には、利他的行動をもってチームワークの定義とすることが可能である。すなわち、各エージェントが自分の利得が少ない選択肢を選ぶことで他のエージェントの利得を改善し、システム全体の総利得を最大化あるいは極大化することをチームワークと呼ぶことができるであろう。しかし、サッカーのようにチーム内のエージェントの目的がほぼ同じである場合、この定義はあまり馴染まない。

サッカーを始めとする団体スポーツでは、チームに所属する各エージェントの目的は基本的にはチームの目的（すなわち「勝つ」こと）と一致している。よって、自らの利得を減らしてまでチームに貢献する、という事態は生じない<sup>2</sup>。

一方、あるエージェントのチームへの貢献、つまりあるエージェントの存在/欠落によるチーム全体の能力の増減をもってそのエージェントのチームワークの能力とみなすという考え方もありえる。この方法も定量的に扱いやすい利点があるが、単純に適用するとそぐわない状況も考えられる。例えば、図2はある試合におけるOZ (OpenZen) というチームの各エージェントの行動範囲を示したものだが、このチームの中でチームの勝利への貢献が大きかったのは、行動範囲が

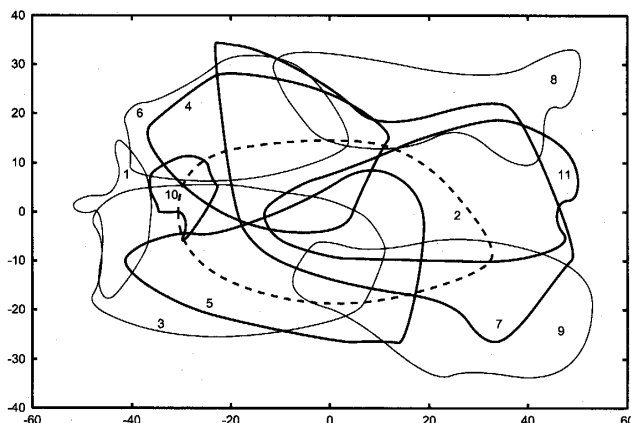


図2 OZチームにおける各エージェントの行動範囲 (電気通信大学西野氏より提供)

<sup>2</sup> もちろん人間の場合は目立ちたいという名誉欲や疲労を避けたいという生理的欲求を捨ててチームに貢献するという精神的要素はあるが、ここでは考慮しない。

非常に狭い10番のエージェントであった。実はこのエージェントはプログラムの不具合で試合中ほとんど動けなかったのであるが、これが幸いし、敵の中心的プレイヤーのプレーエリアをつぶすことになり、チームの勝利に貢献することとなった。しかし、明らかにこの例では10番エージェントはよいチームワークを発揮したとはいえない。

このように、目的を共有しているマルチエージェントシステムにおいてのチームワークを定義することは自明ではない。

#### 3.2 マルチエージェントシステムと計算量

マルチエージェントシステムのチームワークに関連して、マルチエージェントシステムの決定問題における計算量の問題がある。

マルチエージェントシステムの決定問題としてはいくつかの定式化が考えられるが、ここでは以下のDEC-POMDP (DECentralized Partially Observable Markov Decision Process) 決定問題を取り上げる。

##### DEC-POMDP 決定問題：

部分的に可観測 (Partially Observable) な環境下で自律分散的に行動決定するエージェント群からなるマルコフ決定過程 (Markov Decision Process) において、ある時間内にある閾値以上の期待報酬が得られる行動決定政策が存在するかどうか判定する問題。

形式的には次のように記述する。ある  $m$  人のエージェントからなる DEC-POMDP  $\mathcal{D} = \langle S, \{A_i\}, P, R, \{\Omega_i\}, O, T, K \rangle$  が与えられたとする。ただし、 $S = \{s\}$  は状態空間集合、 $A_i = \{a_{ij}\}$  はエージェント  $i$  の行動集合、 $P(s, a_0 \dots a_{m-1}, s') \in [0, 1]$  は状態遷移確率、 $R(s, a_0 \dots a_{m-1}, s')$  は報酬関数、 $\Omega_i = \{o_{ij}\}$  はエージェント  $i$  の観測データ集合、 $O(s, a_0 \dots a_{m-1}, s', o_0 \dots o_{m-1})$  は観測確率、 $T$  は時間幅を表す正の数、 $K$  は期待報酬の閾値である。この場合、 $\mathcal{D}$  の決定問題とは、この DEC-POMDP においてある初期状態  $s_0$  から初めて時間  $T$  以内の期待報酬が  $K$  を超えるような各エージェント  $i$  の行動決定関数  $\delta(o_{i0}, o_{i1}, \dots) \in A_i$  が存在するかを判定することである。

このような DEC-POMDP において、各エージェントの観測による状態同定の程度に応じて、個別完全可観測、集団完全可観測、集団部分可観測の3つに分類する。個別完全可観測とは、各エージェントが個別に自らの観測データから状態を決定できることをいう。

表1 DEC-POMDPの決定問題の複雑さと可観測性、通信の関係

	個別可観測	集団可観測	集団部分可観測
通信なし	P-完全	NEXP-完全	NEXP-完全
一般通信	P-完全	NEXP-完全	NEXP-完全
自由通信	P-完全	P-完全	PSPACE-完全

また、集団完全可観測とは、各エージェントの観測データをすべて集めることができれば、状態の同定が可能であることをさす。それ以外の場合（全観測データを集めても状態同定ができない場合）が集団部分可観測である。

さらに、可観測性とは独立して、エージェント間の通信能力について、通信無し、一般通信、自由通信の3つのケースを考える。このうち、自由通信とはコストゼロでエージェント同士が通信できることをさし、一般通信とは、通信に対しコストあるいは制限がついている場合をさす。この通信によりエージェントの内部状態や観測内容を相互に伝達でき、行動決定に利用できるものとする。また、通信無しでは各エージェントは情報共有無しに完全に独立して行動決定する必要がある。

このように分類されたDEC-POMDPに対して、上記の決定問題の計算量に関して多くの研究者が解析している[2][9][8]。これらの研究の結果をまとめると、表1のようになる。この図のなかで、NEXP-完全は非決定的プロセスにおいて指数関数時間で解けることを示しており、PSPACE-完全は多項式に比例する記憶容量を必要とすることを示している。これらの間には、

$$P\text{-完全} \leq PSPACE\text{-完全} \leq NEXP\text{-完全}$$

という複雑さの関係がある。この表でわかるように、問題の複雑さとしては一般通信は通信なしと同じであり、計算量のクラスという視点では通信の導入の効果はないことがわかる。一方、自由通信では全情報をエージェントでコストなしに共有することができるため、個別可観測の場合と同じ設定となり、問題の複雑さが軽減する。

逆に言えば、DEC-POMDPの決定問題は多くの場合致命的に難しく、自由通信あるいは個別可観測を前提としない限り、厳密に解くことはかなり絶望的であるということである。

### 3.3 サッカーの戦術の歴史と計算量

サッカーを前節のDEC-POMDPに置き換えると、その決定問題は以下のようになる。

サッカーを表すDEC-POMDPにおいて、ある状況 $s_0$ から試合時間内( $T$ )で相手よりより多くのゴールをあげる( $K$ )ような、各エージェントの行動決定規則 $\delta_i$ は存在するか？

あるいは単純に、ある状況 $s_0$ を選んだとき、試合を有利に進めることができるか、という判断問題となる。そしてこのような判断は、サッカーをやっている人間が試合中、常に意識している問題と言える。特に、ボールを持っていないプレーヤにこの判断を的確に下す能力が要求されるのが近年のサッカーの特徴といわれている。

一方、前節の結果に照らしあわせると、このサッカープレーヤに求められる判断問題は致命的に難しいことがわかる。サッカーの場合、各プレーヤの認識能力は限られており、集団可観測あるいは集団部分可観測に分類される。また、動的に試合が進行するので自由通信による完全な情報共有は難しく、前節の分類では一般通信の部類に入る。ロボカップのシミュレーションリーグでもほぼ同様である。よって問題のクラスとしてはNEXP-完全となり、厳密に解くためにはほぼ無限の時間がかかることとなる。

もちろん人間もこの問題を真っ正面から解いているわけではなく、将棋やチェスなどと同じく、問題の分解や近似などいろんな方法で計算できるようにしていると考えられる。その方法を、サッカーの戦術の歴史から概観してみる。

ごく初期のサッカーでは、全員がボールに群がりひたすらゴールに向かって蹴る、いわゆる団子サッカーが基本的な戦術であった。この場合、各プレーヤは単に自分とボールの位置さえわかればよく、チームメイトを含め他のプレーヤの位置については配慮する必要がない。つまり、DEC-POMDPとして見た場合、各個人にとっては他のプレーヤの位置や動作を無視する(don't care)ことで状態空間が非常に単純化され、個別可観測となる。これによりこの決定問題はP完全レベルに単純化され、解くことができるようになっていられる。

チームワークのある戦術とは言いがたい団子サッカーから、次第に守備・攻撃という役割分担が生じ、固定フォーメーションによるパスプレーというチーム戦術が確立してくる。この戦術では各プレーヤは自分に与えられた守備範囲にいる敵(あるいはマンツーマンの相手)の位置と、比較的少数のパス回しの相手の位置を把握していればよい。DEC-POMDPとしては、

各プレーヤにとってまだまだ don't care の部分が多く、個々のプレーヤの観察の範囲でゲームの状態を把握できる個別可観測が維持されている。

攻撃の戦術であるパス回しに対抗する形で守備戦術としてオフサイドトラップが発明されると、戦術の複雑度はかなり増してくる。このオフサイドトラップを効果的に行うためには、守備ラインを構成するプレーヤが同期してポジションの上げ下げを行う必要がでてくるが、敵味方のプレーヤの位置関係など考慮すべき状況要素が多く、各プレーヤの個別の観測だけで状態を把握することは難しい。この観測しきれない情報を補間するため、実際のサッカーではトラップをかける合図を決めておいたり、リーダ格のプレーヤを決めておいて判断を一元化したりといった方策が用いられる。つまり、個別の部分観測性をコミュニケーション（通信）で補う形をとっているといえる。前節の結果では問題を単純化するためには自由通信である必要があったが、ここでは問題の対象をオフサイドトラップの可否に限定することで制約のある通信下でも自由通信を同じ効果を得て、問題を単純化しているとみなせる。

続いてオフサイドトラップに対抗するため、オフサイドトラップにより生じたスペースを目指して守備ラインの手前から走り込むプレーヤに対してパスを出すオープンスペース攻撃という戦術が編みだされてきた。この戦術はさらに、おとりを使って意図的に同様のスペースをつくり出すように発展してきている。オープンスペース攻撃もオフサイドトラップと同様にプレーヤ間の同期が重要であるが、さらに複数存在する（あるいは比較的広い）スペースのどの部分を使うかという合意が必要となる。これに対してサッカーの練習では、視く、あるいはボールを吊り出す動きがボールの受け手側に必要であると説かれていることが多い。すなわち、ボールの受け手が自分の望むパスの受け取り場所を明確に示す形で意図を持って動き出しをする必要があるとされている<sup>3</sup>。これは、パスの受け手の方がオープンスペースの状況把握が容易であり、そこから情報発信することで、制約のある通信下でもより完全な情報を伝えることが容易であるからと考えることができよう。つまり、より正確に状況の把握ができていないエージェントを明確にし、そこから通信の流れを作ることで自由通信に近い効果を得、可観測性を確保

<sup>3</sup> 一般にサッカーではボールを持っているプレーヤに主導権があると思われがちであるが、実際には、特に現代サッカーでは、ボールの受け手の方が主導権の比重が大きい。

しているとみなすことができる。

このようにサッカーの戦術の発展は、ほとんどの要素を don't care として扱った団子サッカーから、個別可観測あるいは自由通信の状況を維持しつつ徐々に don't care を減らしていく歴史とみなすことができる。ゾーンプレスや連続ダイレクトパスといったより現代的な戦術においてもおそらく同じ流れの中で解釈することができるであろう。

実際のサッカーではより多くの要素を考慮した上で各プレーヤが判断を下しており、また逆に、判断も決定問題の厳密な解を求める代わりに、ある程度近似解で済ませているところもある。しかし、動的な試合展開の中で次々と判断を求められるサッカーでは、DEC-POMDP の決定問題としての判断問題を P-完全のクラスにとどめておくことが必須条件になるのではなかろうか。

### 3.4 チームワークと計算量

以上のように、サッカーにおけるチームワークとは、団子サッカーから始まった戦術を高度化する際、各エージェントが解く問題の複雑さを P-完全以下に抑えるための枠組ととらえることができよう。例えばオープンスペース攻撃のように、相互の了解のもとで通信の流れを制限し、これにより計算量を抑えつつ don't care を減らすことができれば、チームとしてより多様な状況に対応できることになる。

この考えをシミュレーションリーグのエージェントの作成に当てはめて考えてみると、状況認識においてチームメート間で相互に意図を推定し合う、また、相手が自分の意図を推定しやすいようにわかりやすい行動を選択できる枠組が提供できれば、計算量を抑えつつ don't care を減らして戦術を高度化でき、チームワークが向上したとみなすことができるだろう [16]。また、Tambe ら [13] の行ったチーム戦術記述の枠組も、上記の前半部分つまり相互の意図の推定を決定木の拡張を用いてチームワークの実現に取り組んでいるといえる。

もちろんここに述べたチームワークの考え方はまだまだ厳密なものからはほど遠く、実際のチームワークを設計する具体的な方法論を提供するわけではない。ただこれまであいまいにとらえられていたチームワークという概念を形式的・定量的に整理することは、サッカーに限らずオープンな環境で動作する一般のエージェントにおいて、エージェント間や人間とエージェントの間の協調を円滑にする手段を考える上で意味が

あるであろう。

#### 4. おわりに

ロボカップでは、2050年までに人間のサッカーのチャンピオンに勝てるロボットチームを作るという事を最終目標として掲げている。しかし真の目的は人間と対戦することではなく、人と混じって協調的に動けるロボットを作ることである。

本稿ではこの協調的ロボットを作る際に重要となるチームワークという概念の整理を試みた。ここで述べた考え方は荒削りであり、まだ形式化の出発点に過ぎない。今後は、例えばゲーム木探索における先読みの深さや読み局面数に相当する定量的なチームワークの評価方法や、チームワークとコミュニケーションの効率などの関係についての議論が必要になってくるであろう。

#### 参考文献

- [1] In Peter Stone, Tucker Balch, and Gerhard Kraetzschmar, editors, *RoboCup 2000 : Robot Soccer World Cup IV*. Springer, 2001.
- [2] D. S. Bernstein, R. Givan, N. Immerman and S. Zilberstein. The complexity of decentralized control of markov decision processes. *Mathematics of Operations Research*, 27(4): 819-840, 2002.
- [3] Gal A. Kaminka and Michael Bowling. Towards robust teams with many agents. In *Proceedings of the first international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 729-736. ACM Press, 2002.
- [4] Hiroaki Kitano, Minoru Asada, Yasuo Kuniyoshi, Itsuki Noda, Eiichi Osawa and Hitoshi Matsubara. Robocup—a challenge problem for ai—. *AI Magazine*, 18(1): 73-85, Spring 1997.
- [5] Jelle R. Kok and Nikos Vlassis. Using the max-plus algorithm for multiagent decision making in coordination graphs. In Ansgar Bredendfeld, Adam JacoR, Itsuki Noda, and Yasutake Takahashi, editors, *Proc. of RoboCup 2005 : Robot Soccer World Cup IX*, pages 1-12. Springer, 2005.
- [6] Jan Murray. Specifying agents with uml in robotic soccer. In *Proceedings of the 1st International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, volume 1, pages 51-52. ACM Press, 2002.
- [7] Jan Murray, Oliver Obst and Frieder Stolzenburg. Towards a logical approach for soccer agents engineering. In Stone et al. [1], pages 199-208.
- [8] Ranjit Nair, Milind Tambe and Stacy Marsella. Role allocation and reallocation in multiagent teams: Towards a practical analysis. In *Proceedings of the Second International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS-03)*, 2003.
- [9] David V. Pynadath and Milind Tambe. Multi-agent teamwork: Analyzing the optimality and complexity of key theories and models. In *Proc. of AAMAS '02*, pages 873-880, Jul. 2002.
- [10] Patrick Riley and Manuela Veloso. Recognizing probabilistic opponent movement models. In A. Birk, S. Coradeschi and S. Tadokoro, editors, *RoboCup 2001*, pages 453-458. Springer-Verlag, 2001.
- [11] Peter Stone, Richard S. Sutton and Satinder Singh. Reinforcement learning for 3 vs. 2 keepaway. In Stone et al. [1], pages 249-258.
- [12] Peter Stone and Manuela M. Veloso. Layered learning. In *Machine Learning : ECML 2000, 11th European Conference on Machine Learning*, volume 1810, pages 369-381. Springer, Berlin, May 2000.
- [13] Milind Tambe, Jafar Adibi, Yaser AI-Onaizan, Ali Erdem, Gal A. Kaminka, Stacy C. Marsella, Ion Muslea, Behnam Salemi and Marcello Tallis. Towards flexible teamwork and learning in robocup agent: A short description of isi synthetic. In Hiroaki Kitano, editor, *Proc. of the First International Workshop on RoboCup*, pages 111-114, Aug. 1997.
- [14] 野田五十樹. お気軽サッカーを目指して. *情報処理*, 44(9): 927-930, 9月2003.
- [15] 野田五十樹. ロボットにおける機械学習の課題と動向. *情報処理*, 44(11): 1145-1151, 11月2003.
- [16] 野田五十樹. チームプレーにおける意図の利用. *人工知能学会誌*, 20(4): 449-455, 7月2005.
- [17] 野田五十樹, 太田正幸, 秋山英久. Robocup soccer simulator. *人工知能学会誌*, 20: 50-58, 1月2005.